

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTREAL

ANALYSE ET VALIDATION DES EXTRÊMES ET DE LA VARIABILITÉ DES  
TEMPÉRATURES ET DE LA PRÉCIPITATION DU MODÈLE RÉGIONAL  
CANADIEN DU CLIMAT

MÉMOIRE  
PRÉSENTÉ  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DE LA MAÎTRISE EN SCIENCES DE L'ATMOSPHÈRE

PAR  
PHILIPPE ROY

JANVIER 2009

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL  
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

## **REMERCIEMENTS**

J'aimerais remercier mon directeur de maîtrise, Philippe Gachon, qui par ses connaissances diverses et poussées dans le domaine du climat m'ont permis d'effectuer un travail complet. Sans son aide, ce mémoire n'existerait tout simplement pas. Sa patience exemplaire m'a finalement permis d'avoir le goût de continuer mes études.

Je voudrais aussi remercier mon co-directeur, René Laprise, qui par ses connaissances complémentaires et ses suggestions m'ont permis d'élargir mes horizons dans le domaine de la recherche. Il aura réussi à me faire voir le tableau général d'un chercheur, ce qui est parfois difficile à la maîtrise.

Finalement, un gros merci à mon amour Marie-Claude Simard de m'avoir épaulé durant ce long parcours et aussi pour ses suggestions et connaissances pertinentes à ma recherche.

Ces trois personnes m'ont aussi convaincu, directement et indirectement, à poursuivre mes études au-delà de la maîtrise.

Merci!

## TABLE DES MATIÈRES

	Page
LISTE DES TABLEAUX.....	vii
LISTE DES FIGURES.....	ix
LISTE DES ACRONYMES .....	xv
RÉSUMÉ .....	xvii
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE I	
REVUE DE LITTÉRATURE.....	5
1.1 Définitions des extrêmes.....	5
1.2 Modèles régionaux du climat (MRC), extrêmes et représentativité spatiale ....	7
1.3 Comparaison des valeurs extrêmes observées et simulées sur la grille d'un MRC.....	9
CHAPITRE II	
MÉTHODOLOGIE.....	13
2.1 Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) et régions d'études.....	13
2.1.1 Modèle Régional Canadien du Climat.....	13
2.1.2 Régions d'études .....	13
2.2 Procédure d'interpolation des données observées sur la grille du MRCC.....	14
2.2.1 Krigeage ordinaire.....	15
2.2.2 Variogramme.....	17
2.2.3 Validation croisée.....	20
2.2.4 Étapes du krigeage pour l'étude.....	21
2.3 Critères d'analyses .....	22

## CHAPITRE III

3.1	Assessment of extremes and climate variability in summer simulated by the Canadian Regional Climate Model: Examples over three different areas in Northeastern US and Southeastern Canada.....	23
-----	--	----

CONCLUSION .....	75
------------------	----

BIBLIOGRAPHIE .....	81
---------------------	----

## ANNEXE A

L'influence de la résolution temporelle (i.e. données quotidiennes versus indices saisonniers) sur les distributions statistiques des indices interpolés spatialement .....	89
---	----

## ANNEXE B

Caractéristiques topographiques et densité de stations des zones B et C.....	91
--	----

## ANNEXE C

Semi-variogrammes, erreurs et variances d'interpolation pour les trois régions (A, B et C) et les trois variables (Tmin, Tmax et Prec) .....	97
--	----

## ANNEXE D

Résultats : erreurs statistiques, distributions spatio-temporelle et variabilité interannuelles pour des zones B et C.....	111
--	-----

## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Table 3.1: Information about the three study zones defined in Figure 3.2, in term of latitude and longitude, number of CRCM grid points per area, number of observed stations and density of stations per CRCM grid cell, and various sources of data. P and T refer to precipitation and temperature, respectively, and the associated number in parentheses to the maximum and minimum number of available stations over the 1961-1990 period, respectively.....	32
Table 3.2. List of the six indices used in the study to analyze cold and warm extremes, diurnal amplitude of temperature, and wet days and maximum persistence of dry sequences, as well as extreme of precipitation. For more details, please refer to STARDEX and Gachon et al. (2005). .....	40
Table 3.3. Climatology and statistical criteria of basic variables and indices, spatially aggregated over the entire Region A, is given from the two CRCM versions with respect to observed ones, as well as the statistical criteria. In bold, the weakest MAE, RMSE and RRMSE are given between the Ver3 and Ver4. OBS corresponds to observed climatology. ....	52
Table 3.4. Precipitation statistics for 1961-1990 period and for all grid points.....	55
Table B.1. Topographic characteristics of Zone B. ....	92
Table B.2: Topographic characteristics of Zone C. ....	94

## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 2.1 : Exemple de semi-variogramme empirique établi en utilisant une fonction d'ajustement sphérique pour la température maximale du 26 juillet 1968 sur la Région A, définie à la figure 3.2 (cf. chapitre 3). La portée est représentée par $a$ , l'effet pépité par $c_0$ et le palier par $c_0+c$ .....	19
Figure 3.1. Domain area over North America used for the CRCM simulations. The topography (in m) is shown in colour scale. ....	30
Figure 3.2. The three climatic regions used in the analysis. Three regions (A, B, and C) defined in colour cover Pennsylvania, Indiana and Ohio states in USA, and southeastern Ontario and southwestern Québec in Canada. NCDC corresponds to National Climate Data Center (US data), EC to Environment Canada and MENV to Ministry of Environment in Québec.....	31
Figure 3.3. The topography (in m) of zone A is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with $1/6^\circ \times 1/6^\circ$ gridded topography). ....	34
Figure 3.4. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for Region A (from the NCDC data sources). ....	35
Figure 3.5. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over Region A for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the summer season between 1961 and 1990 period. ....	47
Figure 3.6. Same as Figure 3.5, but for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. The definition of each acronym used here is given in Table 2.....	49
Figure 3.7. Same as Figure 3.5, but for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. The definition of each acronym used here is given in Table 2.....	50
Figure 3.8. PDF from daily a) Tmax, b) Tmin and c) Q-Q plot from quantiles of Prec ( $> 10$ mm) for Region A. ....	54
Figure 3.9. Box-plot graphs for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the	

interquartile range (IQR), black line is the value of $1.5 \times \text{IQR}$ and red dots are the outliers.....	57
Figure 3.10. Same as figure 9, but for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for Region A.....	58
Figure 3.11. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for Region A. ....	59
Figure 3.12. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for Region A. ....	60
Figure 3.13. Normalized Anomaly for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for Region A. ....	61
Figure 3.14. MAE vs RMSE for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for the three regions. ....	63
Figure 3.15. MAE vs RMSE for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for the three regions. ....	65
Figure 3.16. MAE vs RMSE for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for the three regions .....	66
Figure 3.17. RRMSE for all variables and indices .....	67
Figure A.1. Probability density function of a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR.....	89
Figure A.2. Probability Density Function of a) Prcp1, b) CDD and c) P90.....	90
Figure B.1. Zone B, defined in figure 3.2.....	91
Figure B.2. The topography (in m) of zone B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b). CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 16-km.gridded topography).....	92
Figure B.3. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for zone B (from the NCDC data sources).....	93
Figure B.4. Zone C, defined in figure 3.2.....	93
Figure B.5. The topography (in m) of zone B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b). CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 16-km.gridded topography).....	94



Figure B.6. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for zone C (from the EC data sources, MENV data sources and NCDC data sources).....	95
Figure C.1. Semi-Variogram for daily observed Tmax (Zone A).....	97
Figure C.2. Mean spatial Variance of kriged Tmax for Zone A. ....	98
Figure C.3. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone A. ....	98
Figure C.4. Semi-Variogram for daily observed Tmin (Zone A). ....	99
Figure C.5. Mean spatial Variance of kriged Tmax for Zone A. ....	99
Figure C.6. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone A. ....	100
Figure C.7. Semi-Variogram for daily observed Precipitation (Zone A). ....	100
Figure C.8. Mean spatial Variance of kriged Precipitation for Zone A. ....	101
Figure C.9. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone A. ....	101
Figure C.10. Semi-Variogram for daily observed Tmax for Zone B. ....	102
Figure C.11. Mean spatial variance of kriged Tmax for Zone B. ....	102
Figure C.12. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone B. ....	103
Figure C.13. Semi-Variogram for daily observed Tmin for Zone B. ....	103
Figure C.14. Mean spatial variance of kriged Tmin for Zone B. ....	104
Figure C.15. Mean spatial Error of kriged Tmin for Zone B. ....	104
Figure C.16. Semi-Variogram for daily observed Precipitation for Zone B. ....	105
Figure C.17. Mean spatial variance of kriged Precipitation for Zone B. ....	105
Figure C.18. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone B. ....	106
Figure C.19. Semi-Variogram for daily observed Tmax for Zone C. ....	106
Figure C.20. Mean spatial variance of kriged Tmax for Zone C. ....	107
Figure C.21. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone C. ....	107

Figure C.22. Semi-Variogram for daily observed Tmin for Zone C.....	108
Figure C.23. Mean spatial variance of kriged Tmin for Zone C. ....	108
Figure C.24. Mean spatial Error of kriged Tmin for Zone C. ....	109
Figure C.25. Semi-Variogram for daily observed Precipitation for Zone C. ....	109
Figure C.26. Mean spatial variance of kriged Precipitation for Zone C. ....	110
Figure C.27. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone C. ....	110
Figure D.1. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	111
Figure D.2. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	112
Figure D.3. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	113
Figure D.4. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	114
Figure D.5. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	115
Figure D.6. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.....	116
Figure D.7. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for zone B. ....	117

Figure D.8. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for zone B.....	118
Figure D.9. Normalized Anomaly for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for zone B.....	118
Figure D.10. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for zone C...	119
Figure D.11. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for zone C...	120
Figure D.12. Normalized Anomaly for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for zone C....	120
Figure D.13. PDF and QQ plot for Tmax, Tmin and Precipitation. ....	121
Figure D.14. Boxplot for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone B.....	122
Figure D.15. Boxplot for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for zone B.....	122
Figure D.16. PDF and QQ Plot for Tmax, Tmin and Precipitation. ....	123
Figure D.17. Boxplot for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone B.....	124
Figure D.18. Boxplot for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for zone B.....	124

## LISTE DES ACRONYMES

AMIP : Atmospheric Model Intercomparison Project  
AOGCM : Atmosphere-Ocean General Circulation Model  
CDD : Consecutive Dry Days  
CRCM : Canadian Regional Climate Model  
DTR : Diurnal Temperature Range  
EC : Environment Canada  
ENSEMBLES : ENSEMBLE-based Predictions of Climate Changes and their Impacts (<http://ensembles-eu.metoffice.com/index.html>)  
ETCCDMI : Expert Team for Climate Change Detection Monitoring and Indices  
GCM : General Circulation Model  
IPCC : Intergovernmental Panel on Climate Change  
IQR : Inter-Quartile Range  
MAE : Mean Absolute Error  
MCG : Modèle de Circulation Générale  
MCGAO : Modèle de Circulation Général Atmosphère-Océan  
MENV : Ministry of Environment in Québec  
MRC : Modèle Régional du Climat  
MRCC : Modèle Régional Canadien du Climat  
NARCCAP : North American Regional Climate Change Assessment Program  
NCAR : National Center for Atmospheric Research  
NCDC : National Climate Data Center  
NCEP : National Center for Environmental Prediction  
NSERC : Natural Sciences and Engineering Research Council  
P90 : 90<sup>th</sup> percentile of Precipitation  
PDF : Probability Density Function  
Prcp1 : Wet-days  
Prec : Precipitation  
PRUDENCE : Prediction of Regional scenarios and Uncertainties for Defining European Climate change risks and Effects (<http://prudence.dmi.dk/>).  
Q-Q Plot : Quantile-Quantile Plot  
RCM : Regional Climate Model  
RMSE : Root Mean Square Error  
RRMSE : Relative Root Mean Square Error  
SD : Statistical Downscaling  
SST : Sea Surface Temperature  
STARDEX : STATistical and Regional dynamical Downscaling of EXtremes for European regions (<http://www.cru.uea.ac.uk/projects/stardex/>).  
Tmax : Maximal Temperature  
Tmin : Minimal Temperature  
Tn10 : 10<sup>th</sup> percentile of minimal temperature

Tx90 : 90<sup>th</sup> percentile of maximal temperature  
Ver3 : Version 3.7.1 du MRCC  
Ver4 : Version 4.1.1 du MRCC  
VIA : Vulnerabilities and Impacts Assessment  
WHO : World Health Organization

## RÉSUMÉ

La présente étude a permis d'évaluer le potentiel d'utilisation de deux versions (3.7.1 et 4.1.1) du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) pilotées en mode réanalyse, afin de reproduire les extrêmes observés en été (sur la période 1961-1990), et de caractériser le régime de précipitation et de températures maximum et minimum au-dessus de trois régions de l'Est de l'Amérique du Nord (Sud et Nord des Grands Lacs et Pennsylvanie). La validation fut réalisée à l'aide de critères diagnostiques multiples liés à la fréquence, l'intensité et la durée des événements extrêmes de précipitation et de température, ceux-ci étant régulièrement utilisés dans l'évaluation des impacts sur les activités humaines et les écosystèmes dans une perspective de changements climatiques.

Avec l'utilisation de critères statistiques, les distributions statistiques des indices d'extrêmes de précipitation et de température, les champs moyens saisonniers et la variabilité interannuelle de ces indices ont été comparés par rapport aux valeurs observées. Les données de référence ont été établies en interpolant sur la grille du MRCC (45km), à l'aide du krigeage ordinaire, les données observées du National Climate Data Center, d'Environnement Canada et du Ministère de l'Environnement du Québec.

Les principaux résultats obtenus sur les trois régions montrent que la version 4.1.1 du MRCC simule mieux le régime de température minimum et l'occurrence des jours humides/secs que la version 3.7.1 notamment la moyenne saisonnière, le 10<sup>ième</sup> centile de température, le nombre maximum de jours secs consécutifs, le nombre de jours de pluie ( $\geq 1\text{mm}$ ) ainsi que la variabilité interannuelle. Par contre, peu ou pas de différences existent entre les deux versions quant à la température maximum, l'amplitude thermique quotidienne, le 90<sup>ième</sup> centile de la température, la précipitation moyenne et le 90<sup>ième</sup> centile de précipitation. Dans tous les cas, la variabilité saisonnière est biaisée (forme et étalement des queues de distribution, i.e. aplatissement et asymétrie), les extrêmes chauds des températures maximum et les précipitations les plus intenses, liées aux phénomènes convectifs, étant largement surestimés ou sous-estimés, respectivement.

Mots clés : Modèle Régional de Climat, extrêmes, krigeage, variabilité interannuelle

## INTRODUCTION

La plupart des travaux sur les changements climatiques régionaux ont utilisé les informations climatiques issues des modèles couplés de circulation générale Atmosphère-Océan (MCGAO), et notamment en insistant surtout sur l'augmentation plausible et graduelle des températures et des précipitations moyennes au cours du 21<sup>e</sup> siècle, à l'échelle mensuelle ou saisonnière. Les informations climatiques disponibles concernant les changements des extrêmes et de la variabilité à l'échelle régionale sont encore trop disparates ou grossières pour être utilisables de manière systématique, notamment au-dessus du continent Nord Américain (cf Chapitre 11 IPCC, 2007). De plus, les MCGAO ont une résolution trop grossière, de l'ordre de plusieurs centaines de km, pour simuler adéquatement le climat régional et tenir compte des processus responsables de l'occurrence des extrêmes à fine échelle. Les MCGAO étudiés dans le cadre du dernier rapport de l'IPCC (c.à.d. IPCC, 2007) montrent une habilité variable à reproduire le climat observé (ex. température et précipitation) selon la région. Les biais moyens des températures simulées par les MCGAO, par rapport aux observations pour le Nord-Est/Sud-Est du Canada, sont plus élevés en hiver qu'en été et au Nord qu'au Sud, avec un biais froid de l'ordre de {-2.4 à -1.6°C} et de -0.9°C, respectivement (valeurs médianes des biais selon tous les MCGAO disponibles). Pour les précipitations moyennes, ces biais sont relativement similaires en hiver et en été, soit de l'ordre de 15% (cf Supplément au Chapitre 11, IPCC, 2007). Ces biais sont en général plus importants pour les extrêmes, en particulier pour les précipitations à l'échelle régionale. Or, la vulnérabilité des systèmes naturels ou anthropiques est plus fortement liée à la variabilité du climat et, en particulier, à la fréquence et à la sévérité des événements extrêmes, qu'au changement graduel moyen. C'est pourquoi l'information sur la modification dans la fréquence et l'intensité des événements extrêmes à des échelles temporelles et spatiales plus fines que celles fournies par les MCGAO reste à

développer, notamment à partir des modèles à plus haute résolution, comme les modèles régionaux du climat (MRC).

En Europe, plusieurs projets récents (PRUDENCE et STARDEX) ont permis de comparer différents MRC, notamment les extrêmes et la variabilité climatique simulés, et quantifier l'incertitude associée à l'utilisation de différents modèles (dynamiques, i.e. MRC, et statistiques). Ces projets ont permis d'établir que la fréquence d'occurrence de la précipitation est généralement bien simulée, tandis que l'intensité présente des biais importants (Haylock et al., 2006) et que la prudence est de mise lorsqu'on utilise seulement un modèle ou une simulation.

Au Canada, la majorité des études portant sur la validation des modèles climatiques ont été majoritairement réalisées à partir des MCGAO (cf Barrow et al., 2004; Bonsal and Prowse, 2006), et du MRC Canadien (Laprise et al., 1998; Plummer et al., 2006). Toutefois ces études ont surtout porté sur la simulation du climat moyen (climat actuel et futur), et non sur les extrêmes. Un programme récent similaire à PRUDENCE a récemment débuté pour l'Amérique du Nord, soit le projet NARCCAP (North American Regional Climate Change Assessment Program, <http://www.narccap.ucar.edu>; Mearns et al., 2005), et permettra au cours des prochaines années de disposer de sorties de différents MRC pilotés par différents MCGAO afin de comparer les extrêmes simulés au-dessus de différentes régions du Canada.

Étant donné que la performance d'un modèle de climat varie en fonction de la saison, de la région et de la variable étudiée, mais aussi selon le degré de sophistication des paramétrages physiques utilisés dans le modèle, l'objectif principal de cette étude est d'évaluer l'habileté des deux dernières versions (3.7.1 et 4.1.1) du MRC Canadien (MRCC) à reproduire les distributions estivales (juin-juillet-août) de différents indices d'extrêmes de température et de précipitation, au-dessus de trois



régions climatiques différentes. Ces deux versions du MRCC présentent essentiellement deux schémas de surface différents : un schéma simple à une couche avec un traitement simplifié du contenu en eau et en chaleur du sol, et un schéma plus complexe à trois couches dans lequel le traitement des flux de chaleur et d'humidité est plus sophistiqué (CLASS 2.7, Verseghy, 2000). L'analyse des différences dans la performance des variables simulées entre les deux modèles nous permettra d'analyser l'effet des améliorations apportées dans le modèle, selon le traitement différent des conditions de surface, et notamment l'influence de ceux-ci sur les régimes de température et de précipitation simulés. Par ailleurs, sur les trois régions étudiées choisies au-dessus de l'Est du continent Nord-Américain, les deux versions du MRCC seront analysées afin de déterminer leur capacité à reproduire l'intensité, la fréquence et la durée de certains extrêmes de température et de précipitation observés, depuis l'échelle quotidienne, saisonnière, et inter-annuelle. Afin de développer la base de données de référence requise pour valider le modèle, une technique d'interpolation particulière (krigeage ordinaire) sera utilisée afin d'interpoler sur la grille du modèle les données quotidiennes observées, celles-ci étant non disponibles à cette échelle temporelle parmi les bases de données existantes.

Le MRCC étant un modèle à aire limitée, il doit être piloté aux frontières du domaine par des données provenant soit d'un MCGAO soit par des réanalyses disponibles. Dans notre cas, les simulations analysées sont issues du MRCC piloté « en mode réanalyse », car on s'intéresse avant tout à la capacité du modèle à reproduire les séquences météorologiques quotidiennes observées, avant d'analyser dans une étude ultérieure les simulations en « mode climat » (i.e. pilotées par un ou plusieurs MCGAO), puisque celles-ci présentent le plus souvent des biais pouvant être de 2 à 3 fois supérieurs à ceux issus des simulations en mode réanalyse (IPCC, 2007). L'utilisation des réanalyses permet entre autre d'analyser la variabilité interannuelle des extrêmes simulés par rapport aux observations, alors qu'il est essentiel de s'assurer que le MRC, avant son utilisation en mode climat, reproduit

celle-ci de façon réaliste (i.e. variabilité naturelle versus les changements induits par les effets anthropiques dus à l'augmentation des concentrations de gaz à effet de serre).

Dans la prochaine section, une revue de littérature concernant les modèles climatiques régionaux, l'interpolation spatiale utilisée pour valider ces modèles ainsi que les différentes méthodologies proposées pour comparer les observations en ce qui a trait aux extrêmes sont présentés. Dans le chapitre 2, les principales caractéristiques des modèles utilisés, des régions d'études, de la technique d'interpolation retenue et des critères d'analyses sont décrites. Finalement, dans le chapitre 3, les résultats sont exposés, suivi d'une conclusion dans le chapitre 4.

## CHAPITRE I

### REVUE DE LITTÉRATURE

#### 1.1 Définitions des extrêmes

Les extrêmes, qu'ils soient de nature météorologique ou climatique, sont des événements rares, d'intensité et de durée particulière, physiquement et statistiquement difficiles à cerner, compte tenu d'une part, des rétroactions entre les effets locaux et régionaux et de grande d'échelle (i.e. synoptique), et d'autre part du faible échantillon d'événements. De même, l'analyse de la fréquence d'occurrence de ces événements météorologiques nécessite l'utilisation des informations à haute résolution, à partir des données quotidiennes voire sous-quotidiennes.

Il n'existe pas de façon unique de définir les extrêmes. Du point de vue statistique, les queues de distribution ( $>90^{\text{ième}}$  centile, IPCC, 2001) sont considérées comme des extrêmes, peu importe leur valeur absolue. Un extrême est relatif à la variable, la région et à la période de temps considérées. D'un point de vue physique, la fonte du pergélisol, causé à la fois par une variabilité des températures autour du point de congélation ainsi qu'une persistance des températures chaudes, cause d'important dégât aux infrastructures locales (route, aéroport, etc.) et ce, sans températures extrêmes. Il faut donc une multitude de critères pour pouvoir définir les extrêmes dans leur ensemble. Beniston et al. (2004) suggère des critères que l'on peut utiliser pour construire des indices qui vont caractériser les extrêmes :

1. Rareté: notion de fréquence d'occurrence (i.e.  $90^{\text{ième}}$  centile de la température maximale);
2. Intensité: notion de dépassement de seuil (i.e. Nombre de jours par saison où la température est supérieure à  $30^{\circ}\text{C}$ );

3. Dommages socio-économiques: Impacts sur l'environnement et la société;  
De plus, nous ajoutons :
4. Durée: ex. les inondations, sécheresses ou vagues de chaleur/froid.

Selon le domaine d'intérêt et/ou d'application (i.e. indice mesurant la fréquence de retour des crues saisonnières extrêmes (i.e.  $> 95^{\text{ième}}$  centile) pour la construction de barrages hydroélectriques, etc.), l'élaboration de critères complexes (relatifs, absolus et notion de durée), peut s'avérer nécessaire. Par ailleurs, dans certains cas, il est important d'utiliser des valeurs de seuils critiques, fonction de l'application, comme dans le cas des études sur le pergélisol dans le nord du Québec, qui fond non pas seulement parce que la température y atteint des niveaux élevés, mais également parce que la température s'élève de plus en plus fréquemment au-dessus du point de congélation.

L'étude des extrêmes nécessite l'analyse des moments statistiques d'ordre supérieur car la fréquence et l'intensité des extrêmes sont modifiées de façon non-linéaire avec le changement des moments statistiques d'ordre 1 et 2 (i.e. moyenne, écart-type) de la distribution (Mearns et al., 1984; Katz et Brown, 1992). Un changement de la variance d'une distribution aura un plus grand effet sur les changements dans les queues de distribution qu'un changement de la moyenne, les événements extrêmes de température devenant généralement plus fréquents et plus intenses (e.g. Mearns et al., 1984, Katz et Brown, 1992). Pour la précipitation, ces changements peuvent ne pas être univoques compte tenu que cette distribution est non normalement distribuée, mais plutôt représentée par une distribution théorique gamma ou autres (cf Wilks, 1995). Dans ce cas, un changement de la moyenne engendre systématiquement un changement de la variance (Katz et Brown, 1992; Wackerly, 2002), nécessitant une analyse approfondie du comportement de celle-ci.

Les extrêmes sont à la fois conditionnés par les forçages à grande échelle, soit les caractéristiques de la circulation synoptique (i.e. cyclone/anticyclone, blocage ou intensification de circulation à grande échelle, etc.), mais également par les facteurs locaux, par exemple un changement dans les conditions de surface (terre ou masse d'eau) et/ou la présence de relief. Par exemple, Vavrus et al. (2006) trouvent que les régions localisées à proximité et au sud des blocages atmosphériques possèdent une probabilité plus élevée d'obtenir des événements de températures froides. De la même façon, Meehl et Tebaldi (2004) suggèrent que les vagues de chaleur sur l'Europe et l'Amérique du Nord sont associées avec des changements du patron de circulation à 500 hPa, confirmant l'influence de la circulation synoptique sur l'occurrence des extrêmes.

Ainsi, afin de simuler adéquatement les extrêmes, l'utilisation des modèles régionaux et/ou d'autres méthodes de régionalisation à haute résolution s'avère nécessaire afin d'inclure non seulement les forçages à grandes échelles mais également afin de tenir compte des processus de sous-échelle non-résolus dans les MCGAO.

## **1.2 Modèles régionaux du climat (MRC), extrêmes et représentativité spatiale**

À la différence du MCGAO qui est un modèle global, les MRC ne couvrent qu'une région du globe. Les informations atmosphériques utilisées aux frontières et propagées à l'intérieur du domaine du MRC sont issues du MCGAO ou des réanalyses, ces dernières étant le plus souvent utilisées pour valider le modèle (Laprise, 2006). Les phénomènes qui génèrent les extrêmes sont souvent à une résolution supérieure à ce que les modèles simulent, particulièrement pour les extrêmes durant les mois d'été, non explicitement résolus par les MCGAO. Les conditions à l'origine de ces événements ayant une résolution plus petite que la maille des modèles, celles-

ci ne sont donc pas simulés directement mais plutôt paramétrés ou simplement négligés. La plus haute résolution des MRC permet un paramétrage mieux défini des processus de sous-échelle et d'incorporer les processus négligés par un MCGAO. Par exemple, le paramétrage des nuages de basses altitudes auraient une grande influence sur les bilans radiatifs (IPCC, 2007), provoquant des changements dans les flux d'évaporation de l'eau contenue dans le sol, modifiant ainsi la précipitation (quantité et répartition spatiale). Cette différence de résolution permet un paramétrage plus fin et donc une meilleure représentation des nuages, qui affectent la sensibilité des modèles et qui constitue l'un des facteurs à l'origine de la différence entre les différents modèles (IPCC, 2007). L'utilisation d'un MRC pour l'étude des extrêmes est donc nécessaire si l'on veut prendre en compte certains de ces processus de sous-échelles qui influencent notamment le régime de précipitation.

Afin de comparer les simulations des modèles aux observations, plusieurs facteurs doivent être pris en compte, en particulier d'avoir un nombre de stations permettant d'obtenir une moyenne régionale représentative et réaliste de la réalité. Premièrement, les résultats fournis par un modèle, que ce soit les MCGAO ou les MRC, ne sont que peu représentatifs des informations locales, et des événements ponctuels (temporel et spatial) de la précipitation (surtout en été). Deuxièmement, à l'échelle d'une tuile d'un modèle, les valeurs sont identiques sur des surfaces de plusieurs dizaines (i.e. MRC) à plusieurs centaines de kilomètres (MCGAO), couvrant généralement plusieurs stations dont chacune peut enregistrer une information climatique différente. Finalement, comme l'ont montré Osborn et Hulme (1997), une densité de stations trop faible conduit à une surestimation écarts-types et une sous-estimation du nombre de jours de pluie, une fois extrait la moyenne régionale provenant de ces stations.

Osborn et Hulme (1997) suggèrent l'utilisation d'environ 15 stations pour obtenir une bonne estimation de la moyenne et de l'écart-type sur un point de grille

de modèle à une résolution d'environ 50km. Au-delà de 15 stations, la moyenne et l'écart-type varient très peu, tandis qu'en deçà, l'incertitude de l'estimation augmente en conséquence. Même avec 15 stations, Osborn et Hulme (1997) trouvent un biais de 10% sur les moyennes spatiales de la variance de la précipitation ainsi que sur la fréquence d'occurrence des événements de précipitation par rapport aux observations. Toutefois, ce seuil de 15 stations par point de grille est très rarement atteint, même en Europe ou aux États-Unis où les réseaux de stations d'observations sont parmi les plus denses au monde.

Si on compare les observations et les modèles d'un point de vue statistique, le modèle aura le plus souvent tendance à produire un excès de jours de pluie, et à réduire la variabilité temporelle, i.e. rétrécissement de la queue de distribution (i.e. fréquences et intensité sous-estimées des extrêmes de précipitation) par rapport à une station d'observation (Osborn and Hulme, 1997; Mearns et al., 1997; IPCC, 2007). Iorio et al. (2004) et Hagemann et al. (2004), trouvent une plus grande concordance avec la précipitation quotidienne observées aux États-Unis et l'Europe, lorsqu'ils utilisent des MRC comparativement au MCGAO.

En résumé, dans le cas des précipitations extrêmes, surtout en présence d'une topographie complexe, les MRC sont plus à même d'offrir une valeur ajoutée par rapport aux MCGAO en prenant certains processus de méso-échelle en compte; malgré la présence de biais important en ce qui concerne l'intensité des précipitations estivales (de l'ordre de 16 à 42%, cf. Frei et al., 2003; STARDEX).

### **1.3 Comparaison des valeurs extrêmes observées et simulées sur la grille d'un MRC**

Différentes méthodes d'interpolation spatiale sont régulièrement utilisées pour comparer l'information climatique provenant des observations versus celle issue des

modèles. Parmi les plus populaires, on note l'inverse de la distance, le krigeage, les « splines » et l'interpolation conditionnelle. Plusieurs études ont utilisé le krigeage pour la construction d'une base de données observées de précipitation ou de température sur une base quotidienne (Jeffrey et al., 2001; Hofstra et al., 2008) ou mensuelle (Boer et al., 2001), avec des résultats satisfaisants, surtout en ce qui concerne la température.

Boer et al. (2001), dans une étude au dessus de Mexique où la topographie est complexe, ont comparés différentes méthodes d'interpolations et suggèrent que le krigeage offre les meilleures performances en ce qui concerne l'interpolation de la précipitation mensuelle, en particulier le « trivariate regression-kriging », qui inclut la topographie comme variable externe, technique comparable à du krigeage avec dérive externe. Cependant, quelque soit la méthode retenue, il s'avère impossible d'extraire les extrêmes à partir de données mensuelles.

Jeffrey et al. (2001), à l'aide du krigeage ordinaire, ont interpolé la précipitation quotidienne sur l'ensemble du territoire australien. Les résultats montrent la difficulté d'interpoler la précipitation quotidienne, en particulier pour la saison estivale qui présente des coefficients de corrélation variant de 0,5 à 0,7 et des erreurs absolues moyennes oscillant entre 10 et 40 mm/jour. Durant cette saison, la précipitation est essentiellement de nature convective, les phénomènes orageux étant très inhomogènes dans l'espace, la distribution spatiale et temporelle du régime de précipitation est donc très délicate à établir.

La topographie a une influence non négligeable sur la distribution spatiale et temporelle de la précipitation, en exacerbant notamment les extrêmes locaux et augmentant leur variabilité temporelle, la méthode d'interpolation doit si possible en tenir compte. Jarvis et Stuart (2001a) trouvent que la topographie explique une bonne



partie de la variance de la température quotidienne, particulièrement pour la température maximum.

## **CHAPITRE II**

### **MÉTHODOLOGIE**

#### **2.1      Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) et régions d'études**

##### **2.1.1    Modèle Régional Canadien du Climat**

Deux versions (3.7.1 et 4.1.1) du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) seront utilisées dans cette étude. Une description détaillée de ces deux versions se retrouve dans la méthodologie de l'article (section 2.1 de l'*article (chap. 3)*).

##### **2.1.2    Régions d'études**

Les trois régions retenues pour notre étude présentent différentes caractéristiques physiographiques affectant le climat régional, soit la présence des Appalaches ou des Grands Lacs, permettant ainsi de comparer la performance du modèle dans diverses conditions climatiques. La résolution effective de la topographie dans le modèle demeure une approximation par rapport à la réalité, le modèle présentant une hétérogénéité de surface plus faible et d'une amplitude moins importante que la topographie observée dans ces régions, compte tenu de la résolution horizontale du MRCC utilisé (cf. section 2.2). Dans l'environnement naturel, les conditions de surface y ont une grande variabilité spatiale (Becker et Bugmann, 1997), influençant la variabilité spatio-temporelle des phénomènes. L'inclinaison des montagnes affecte aussi la radiation d'une manière plus complexe que sur une plaine, via l'albedo, la variation de l'angle d'incidence du rayonnement solaire et la nature de la surface (i.e. roche, herbe, etc), rendant les mouvements de l'air plus turbulents.

Les trois zones ont des caractéristiques géographiques qui diffèrent légèrement. Pour la zone A, couvrant essentiellement la Pennsylvanie, les conditions de surfaces sont caractérisées par la présence de la chaîne des Appalaches, quelques villes mineures à l'exception de Pittsburgh et Philadelphie et par un pourcentage élevé de forêt. Pour la zone B, couvrant l'Ohio, l'agriculture occupe une part importante de la superficie et la densité urbaine y est plus élevée que pour les deux autres zones. Pour la zone C, couvrant le sud des Laurentides, l'agriculture est présente dans la partie sud de la zone. Sur le reste de la zone, le sol y est pauvre et la forêt occupe une part importante de la zone.

Les deux versions du modèle (cf. section 2.1.1) ont un schéma de sol différent. Dans CLASS 2.7 (version 4.1.1 du MRCC), le sol peut être modélisé par plusieurs type de sol, notamment par la présence de la canopée, avec le potentiel de mieux simulé les conditions de surface.

## **2.2 Procédure d'interpolation des données observées sur la grille du MRCC**

Afin de comparer le MRCC aux valeurs observées, une base de données observée de référence doit être au préalable établie à la résolution horizontale utilisée par le modèle (i.e. 45-km) en utilisant une technique d'interpolation. Deux grandes approches existent pour l'interpolation spatiale des données : d'une part, les méthodes déterministes (ex. splines, inverse pondérée de la distance, méthodes de triangulation, etc.), et d'autre part, les méthodes géostatistiques (ex. krigeage, méthodes bayésiennes).

Les méthodes déterministes interpolent directement les observations ( $z(s)$ ) à l'aide de fonctions mathématiques afin de produire une surface. Les méthodes géostatistiques stipulent que les données observées ( $z(s)$ ) sont la réalisation (unique)

d'une fonction aléatoire que l'on note  $Z(s)$ , et utilisent des techniques sophistiquées de moyenne pondérée et incluent une mesure indépendante de la performance des données interpolées.

Le krigeage a l'avantage principal d'employer, dans l'analyse du champ observé, un poids qui est fonction de la structure de dépendance spatiale, autrement dit du degré de corrélation spatiale entre les observations. On estime cette structure de dépendance à l'aide du semi-variogramme, qui est une estimation empirique de la distribution et l'intensité de la corrélation spatiale du champ étudié. Soulignons que Trangmar et al. (1985) ont montré que le krigeage est une méthode robuste et que des erreurs mineures dans l'estimation des paramètres du semi-variogramme ont peu d'effets sur la précision de l'interpolation, ce qui est un avantage substantiel. Le désavantage principal du krigeage est qu'elle constitue une approche partiellement subjective puisque l'on doit choisir un modèle qui permet de faire une approximation de la corrélation spatiale. On note aussi que le krigeage a tendance à lisser le champ de la variable (Myers, 1991).

Les différentes méthodes de krigeage sont présentées à la section 2.3 de l'article (Chapitre 3). La méthode d'interpolation spatiale retenue pour cette étude est le krigeage ordinaire (Matheron, 1962, 1963a et b). Cette méthode a été retenue car son implantation est simple et le temps de calcul requis est deux fois moindre que pour le krigeage universel. C'est donc un premier niveau d'approximation pour l'interpolation des données sur la grille du modèle.

### **2.2.1 Krigeage ordinaire**

L'idée de base du krigeage est d'estimer la valeur d'une variable étudiée en un site dépourvu d'observations,  $S_0$ , via une combinaison linéaire des données observées adjacentes ( $z(s_i)$ ), situées dans un voisinage  $V(s_0)$  :

$$\hat{z}(s_0) = \sum_{i \in V(s_0)} \lambda_i z(s_i) \quad (2.1)$$

où  $\lambda_i$  représente les poids associés à chacune des valeurs observées ( $z(s_i)$ ) et choisi de façon à obtenir un estimé ( $\hat{z}$ ) non biaisé et avec une erreur quadratique statistiquement minimale (cf. Cressie, 1993). Ces poids dépendent à la fois de la localisation (distance) entre les observations, ainsi que de la structure de dépendance spatiale (corrélation) du champ interpolé; ces poids sont obtenus grâce à l'analyse variographique (cf. section 2.2.2).

Le modèle de base du krigeage s'énonce comme suit :

$$Z(s) = \mu(s) + \delta(s) \quad (2.2)$$

où  $Z(s)$  représente la fonction aléatoire d'où est issue  $z(s)$ ,  $\mu(s)$  est la structure déterministe pour l'espérance de  $Z(s)$  et  $\delta(s)$  une fonction aléatoire stationnaire, d'espérance nulle et de structure de dépendance connue. Autrement dit, on a dans un premier temps la fonction aléatoire  $Z(s)$  et, dans un deuxième temps,  $z(s)$  qui est une réalisation unique (les observations) de la fonction aléatoire  $Z(s)$ . C'est ce niveau d'abstraction supplémentaire, la fonction aléatoire, qui caractérise les approches stochastiques.

Pour formuler le modèle, il faut donc spécifier  $\mu$  et  $\delta$ , dans l'équation 2.2.  $\mu$  pouvant prendre différentes valeurs selon le type de krigeage utilisé, soit :

- Dans le krigeage simple:  $\mu(s) = m$ , est une constante connue;
- Dans le krigeage ordinaire:  $\mu(s) = \mu$ , est une constante inconnue, limitée au voisinage;
- Dans le krigeage universel:  $\mu(s) = \sum_{j=0}^p f_j(s) \beta_j$ , est une combinaison linéaire de fonctions polynomiales connues  $f_j(s)$  de la position  $s$  et de coefficient  $\beta_j$ .

D'autres formes de krigeage existent (i.e. co-krigeage, krigeage avec dérivées externes), des variables auxiliaires pouvant être intégrées au krigeage en les ajoutant à la tendance générale  $\mu$  du modèle (ex. la topographie). Des détails plus complet sur les différents types de krigeage sont présentés dans Baillargeon (2005) ou Cressie (1993).

Dans l'équation 2.2, on doit aussi préciser la structure de dépendance spatiale de la fonction aléatoire  $\delta$ . Généralement, cette dépendance n'est pas connue *à priori*. On détermine ce terme à l'aide du semi-variogramme, qui permet d'évaluer la variabilité spatiale de la variable étudiée. Étant donné que le processus naturel étudié est unique, une seule réalisation de la fonction aléatoire  $Z$  est observable. Afin de rendre possible l'inférence statistique, malgré l'unicité de la réalisation disponible, on doit supposer que la fonction aléatoire  $\delta$  est stationnaire, c'est-à-dire que la loi de probabilité de la fonction aléatoire est invariante par translation, c'est-à-dire qu'elle ne dépend pas de la localisation (Myers, 1991; Baillargeon, 2005). Dans le krigeage, la stationnarité ne concerne que les moments d'ordre 1 et 2 (moyenne et écart-type) de la fonction aléatoire. Cependant, tel que mentionné par Myers (1991), la stationnarité est une propriété de la fonction aléatoire  $Z$  et non pas des données observées, il est donc impossible de tester la stationnarité de la fonction aléatoire.

### 2.2.2 Variogramme

Pour estimer la structure de dépendance spatiale, nous pouvons soit utiliser le covariogramme ou le variogramme. Dans le premier cas, le covariogramme permet d'estimer la corrélation en fonction de la distance, tandis que le variogramme permet d'estimer la variation des données en fonction de la distance. Le variogramme étant plus facile à estimer (Baillargeon, 2005), nous allons donc seulement calculer le variogramme et non pas le covariogramme. En fait, nous calculerons le semi-variogramme, qui est simplement la valeur du variogramme divisé par un facteur 2,

ce qui est une approche adoptée par la majorité des études impliquant le krigeage (Baillargeon, 2005).

Le krigeage se réalise en deux étapes principales. Dans un premier temps, on évalue la corrélation spatiale à l'aide du variogramme, qui est une mesure de la variabilité des données en fonction de la distance. Dans un deuxième temps, on interpole les données observées en fonction de ce degré de dépendance, processus qu'on appelle le krigeage proprement dit.

On calcule le semi-variogramme expérimental à l'aide de l'équation suivante :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i + h) - z(x_i)]^2 \quad (2.3)$$

où  $h$  représente une distance donnée,  $z(x)$  est la valeur de la variable étudiée et  $N(h)$  le nombre de paires possibles pour la distance  $h$ . Ainsi, pour chaque distance  $h$  retenue, on calcule la valeur de  $\gamma$ . Cette équation permet d'établir la différence moyenne entre deux points espacés d'une distance  $h$ . Généralement, pour des champs continus, la corrélation décroît avec la distance. À l'inverse, la variation augmente avec la distance. Pour cette étude, la distance  $h$  maximale est de 70 km, avec un intervalle de 5 km. Autrement dit, on calcule la valeur de  $\gamma$  pour 5, 10, 15, ..., 65 et 70 km. Ceci résulte en un graphique typique (cf Figure 2.1) qui permet d'ajuster un modèle théorique (sphérique ou exponentiel dans notre cas) sur le nuage de points. Chaque point sur cette figure représente la valeur de  $\gamma(h)$ , la ligne représentant la fonction d'ajustement (i.e. modèle sphérique, cf. équation 2.4) qui approxime le mieux le nuage de points. Cette courbe ajustée (et non pas  $\gamma(h)$ ) représente donc la valeur du poids pris par  $\lambda_i$  dans l'équation 2.1.

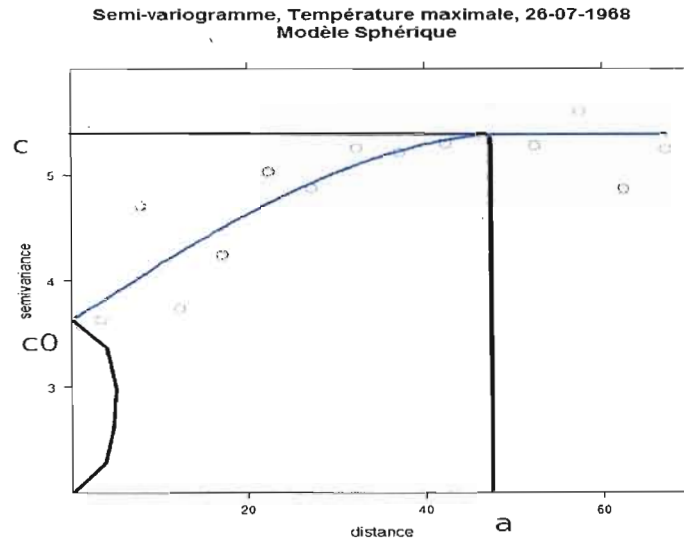


Figure 2.1 : Exemple de semi-variogramme empirique établi en utilisant une fonction d'ajustement sphérique pour la température maximale du 26 juillet 1968 sur la Région A, définie à la figure 3.2 (cf. chapitre 3). La portée est représentée par  $a$ , l'effet pépité par  $c_0$  et le palier par  $c_0 + c$

Pour cette étude, deux modèles théoriques ont été utilisés pour l'ajustement, soit les modèles sphérique et exponentiel. Ils sont définis par les équations suivantes :

#### Sphérique

$$\gamma(r) = \begin{cases} c_0 + c \left( \frac{3}{2} \frac{r}{a} - \frac{1}{2} \frac{r^3}{a^3} \right) & \text{pour } 0 \leq r \leq a \\ c_0 + c & \text{pour } r > a \end{cases} \quad (2.4)$$

où  $c_0$  représente l'effet pépité, le palier étant égal à  $c_0 + c$  et la portée étant égale à  $a$ .

#### Exponentiel

$$\gamma(r) = c_0 + c \left( 1 - \exp \left( -\frac{r}{a} \right) \right) \quad \text{pour } r \geq 0 \quad (2.5)$$

où  $c_0$  représente l'effet pépité, le palier étant égal à  $c_0 + c$  et la portée étant égale à  $3a$ .

D'autres types de modèles théoriques sont possibles, comme le modèle gaussien ou



une superposition de plusieurs modèles. Cependant, comme première approximation et pour simplifier la méthodologie, nous avons seulement retenu les deux modèles ci-dessus, qui permettaient un ajustement satisfaisant selon les données de température et de précipitation utilisés dans notre étude (cf. chapitre3).

L'analyse spatiale des structures de dépendance des observations a été réalisée en gardant à l'esprit la résolution horizontale du MRCC, soit une surface de 45 km<sup>2</sup> entourant chaque point de grille. Pour chaque point de grille, une distance maximale de 70 km a été retenue pour l'interpolation des observations. Cette distance assure, dans un premier temps, d'avoir un nombre minimal d'observations pour chacun des points de grille, tout en évitant d'y inclure les stations trop éloignées. Par ailleurs, cette distance assure d'avoir une bonne compatibilité entre le champ analysé (interpolé) et celui observé (cf. Mearns et al., 1995; Osborn et Hulme, 1997). Autrement dit, cela permet d'inclure seulement le voisinage observé immédiat pour chaque point de grille. Il faut cependant noter que nous n'avons pas étudié outre mesure la sensibilité de ce critère, soit notamment en augmentant cette distance afin d'y inclure plus de valeurs ponctuelles observées. Bien que le choix de cette distance soit arbitraire jusqu'à un certain point, il faut cependant noter que les valeurs les plus importantes demeurent les poids qui sont situés près du point d'interpolation, ces poids décroissant avec la distance (Myers, 1991).

### **2.2.3 Validation croisée**

Afin d'optimiser le choix du modèle d'ajustement, une validation croisée est réalisée. La validation croisée consiste à enlever une station d'observation dans l'échantillon et à interpoler sans utiliser cette station. On compare ensuite la valeur estimée obtenue avec la valeur réelle observée à la station. On répète cette étape pour chaque station de l'échantillon. La valeur moyenne de toutes ces erreurs constitue le critère de sélection du modèle (sphérique ou exponentiel) qui doit correspondre à

celui qui minimise l'erreur d'interpolation. Des détails plus complets sont disponibles dans Myers (1991). Les résultats détaillés de la validation croisée (erreurs et variance) sont présentés à l'annexe C.

#### **2.2.4 Étapes du krigeage pour l'étude**

Pour interpoler les données quotidiennes, on doit suivre les étapes suivantes. Ces étapes sont utilisées pour l'interpolation de la température maximale, la température minimale et la précipitation. Ainsi, nous devons suivre ces étapes pour chaque jour contenu dans la période d'étude.

1. Calcul du semi-variogramme empirique (cf. figure 2.1) avec l'équation 2.3 pour une journée donnée.
2. Ajustement des semi-variogrammes théoriques selon les deux modèles choisis (sphérique (eq. 2.4) ou exponentiel (eq. 2.5)).
3. À l'aide de la validation croisée, on retient le modèle qui minimise les erreurs d'interpolation, permettant de calculer les poids de l'équation 2.1.
4. Interpolation des données pour la journée d'intérêt sur la grille du modèle (équation 2.1).
5. Répéter les étapes 1-4 pour toutes les journées de l'étude (2760 jours sur la période 1961-1990).

Ces étapes permettent donc d'obtenir une base de données interpolées à partir des observations sur la grille du modèle à l'échelle quotidienne. Il suffit ensuite de calculer les indices climatiques (Tableau 3.2, cf. chapitre 3) pour chacun des points de grille, à la fois à partir des données observées interpolées et des données simulées pour ensuite les comparer à l'aide des critères d'analyse présentés dans la section 2.3.

L'annexe A présentent les valeurs des indices selon deux approches différentes. Dans un premier temps, nous avons calculé les indices d'extrêmes (cf. section 2.4.1 du chapitre 3) pour chaque station, pour ensuite interpoler la valeur de l'indice saisonnier sur la grille du modèle. Dans un deuxième temps, nous avons utilisé la méthode en cinq étapes énoncée ci-dessus à l'échelle quotidienne. Les résultats, significativement différents pour la précipitation, montrent que la valeur de l'indice observé sur la grille du modèle est fortement influencée par le choix d'une des deux approches, avec une différence qui peut atteindre 50% pour les indices de précipitation. Nous avons choisi l'interpolation quotidienne, employée par plusieurs études précédentes (STARDEX, PRUDENCE, cf. Frei et al., 2003), comme approche, nous permettant de comparer nos résultats avec ces études.

### **2.3 Critères d'analyses**

Les critères d'analyse sont présentés de façon détaillée à la section 2.4 de l'*article* (chap. 3).

## **CHAPITRE III**

### **3.1 Assessment of extremes and climate variability in summer simulated by the Canadian Regional Climate Model: Examples over three different areas in Northeastern US and Southeastern Canada**

#### **1. Introduction**

Both scientific and socio-economic global climate change research has focused mostly on scenarios of gradual shifts as suggested by Atmosphere-Ocean General Circulation Models projections (AOGCM). Due mainly to their coarse resolution, such projections cannot be applied directly at the regional/local scale, as the most important concerns for the vulnerability, impacts and adaptation (VIA) studies are related to changes in extremes and climate variability that require to take into account fine-scale feedbacks with physical forcings appearing at the regional scale. The vulnerability of a system faced with climate change is strongly related to climate variability and, in particular, to the frequency and severity of extreme events, perhaps more so than gradual changes in the average climate (Mearns et al., 1984 ;Katz and Brown, 1992), although the latter could exacerbate extremes warm conditions in the context of global warming, especially in summer. Hence, the variability and future changes in the frequency and intensity of extreme events at finer temporal and spatial scales need to be further analyzed, as they will likely have significant impacts on the environment and human activities.

Regionalization techniques, i.e. Regional Climate Model (RCM) and statistical downscaling (SD) methods, are needed to develop high-resolution climate scenarios at appropriate temporal and spatial scales relevant for VIA studies. RCMs have the potential to be pertinent in extreme climate scenarios, as their high resolution can take into account the regional forcing not explicitly resolved in AOGCMs, such as orographic features or land/sea discontinuities and conditions (e.g.

Mearns et al., 2003). For example, high-resolution climate model results indicate that in regions with strong orographic forcing, some of the large-scale results can be considerably altered locally. In some cases, this may result in changes in the opposite direction to the more general large-scale behaviour. In addition, large-area and grid-box average projections for precipitation are often very different from local changes within the area (Good and Lowe, 2006). These issues demonstrate the inadequacy of inferring the behaviour at fine scales from that of large-area averages (e.g. IPCC, 2007).

In spite of the fact that climate models have been improved over time, they still have limitations in terms of spatial resolution, systematic biases and physical parameterizations in order to represent sub-grid scale processes that cannot yet be resolved explicitly in the models. In particular, this includes parameterizations dealing with clouds and precipitation (Meehl et al., 2000b), as well as surface (oceanic/sea-ice and land) and boundary layer parameterisation (see Sushama et al., 2006; Christensen et al., 2007; IPCC, 2007; de Elía et al., 2006, Karlsson et al., 2008). The development of RCMs improve the simulations at a regional scale, but varying degrees of inconsistencies remain in many of the quantitative aspects of the model simulations, especially with respect to extremes (see Haylock et al., 2006; Schmidli et al., 2007). However, the climate models, both global and regional, are able to qualitatively reproduce many of the features of the observed climate system in terms of means but also naturally occurring variability (Tett et al., 1997).

In Europe, the evaluation of downscaling methods to simulate reliable high-frequency climate information linked with extremes occurrence and intensity has been recently addressed in a systematic manner, through past projects (i.e. STARDEX and PRUDENCE) and through the on-going ENSEMBLES programme. Both RCM and SD models have been assessed and compared over various areas in Europe, North Africa, and Asia. Over Canada, studies have been made essentially

Both RCM and SD models have been assessed and compared over various areas in Europe, North Africa, and Asia. Over Canada, studies have been made essentially with GCMs (e.g. Barrow et al., 2004; Bonsal and Prowse, 2006) with numerous studies from the single Canadian RCM (Laprise et al., 1998 and 2003; Plummer et al., 2006; Sushama et al., 2006; De Elía et al., 2006; De Elía et al., 2008), but mainly with a focus on mean climate evaluation both over current and future periods. Therefore, the uncertainty associated with RCM projections of climate change over North America (including Canada) remains largely unknown despite the investments made in increasing horizontal resolution. All reported RCM projections were driven by earlier AOGCMs that exhibited larger biases than the new generation of multi AOGCMs used in the 4<sup>th</sup> Assessment Report of IPCC (e.g. IPCC, 2007). New generation of RCMs will emerge in the near future and contribute to provide new independent runs, to intercompare and quantify these uncertainties. However, coordinated ensemble RCM projections over North America are not yet available, making it difficult to compare results. The recent NARCCAP project (<http://www.narccap.ucar.edu/>) will be helpful in that context, to systematically assess the uncertainties in future climate projections including extremes at the regional scale with respect to current observed conditions, from different RCMs simulations over the entire North America continent.

Frequency and intensity of extremes changes nonlinearly with the change of the parameters of their distribution (i.e. shape and scale). A change in the variance will have a larger effect on the frequency of extremes than a change in the mean (Mearns et al., 1984; Katz and Brown, 1992), both for Gaussian and non-Gaussian variables. Since the precipitation distribution is not normally distributed but better represented by a Gamma distribution or other asymmetrical distribution (see Wilks, 1995; Coles, 2001), a change in the mean also causes a change in the variance (Groisman et al., 1999). Thus, the capacity of any model to simulate the variance is important to better anticipate potential changes in the future climate regime. A strong

majority of results suggests patterns of changes in extremes consistent with a general warming, although the observed changes of the tails of the temperature distributions are often more complicated than a single shift of the entire distribution (IPCC, 2007). For precipitation, the observed variability is less obvious to distinguish in term of significant trends and/or spatial regional coherence of changes in extremes, in spite of an increase in the frequency of wet days (see results over Canada in Vincent and Mekis, 2006).

Over the full range of extremes appearing over Northern America, summer extremes are one of the most important concerns for agriculture, health and environment, as they encompass heat spells, floods, droughts and extreme winds, as well as cyclones or tornadoe events. For example, the impacts of temperature and precipitation events on agriculture can be non negligible, in particular in Québec, where the growing season is relatively short compared to other areas in temperate region, and thus this area is more vulnerable or sensitive to any particular extremes during the warm season. Other extremes appearing in summer such as heat spells can have huge impacts on human being and morbidity, as experienced recently across Europe in 2003 (e.g. WHO, 2003; Beniston and Diaz, 2004; Beniston and Stephenson, 2004; Schär et al., 2004; Schär and Jendritzky, 2004). The demographic decline and the aging of population, especially in Québec or other regions of North America, suggest that a similar event would greatly affect the most vulnerable people.

In this regard, to have some level of confidence with climate-change information in the downscaled data, all downscaling methods should first reproduce the current observed characteristics of temperature and precipitation regimes reasonably well. However, as noted by Huth (2004), a good performance of a downscaling model on the present climate conditions does not necessarily imply its applicability to climate-change studies, mainly because climate change proceeds on much longer time scales than those to which the downscaling models are fitted and

validated or assessed. Hence, the replication of observations cannot be the only criterion of the usefulness of a downscaling model for climate scenarios development. Skill over the current period constitutes a necessary but not sufficient condition. Also, since downscaling predictability and skill varies seasonally, regionally and with the considered variable, the comparison with observed data over various areas that represent different climatic conditions are needed.

In that context, the main objective of this study is to evaluate the capacity of the last two versions of the Canadian RCM (CRCM driven in reanalysis mode) to reproduce summer distribution of extremes indices, over three different areas in northeastern North America. These areas represent different surface conditions, which variously affect the climate regime through the presence of two geographic features: the Appalachian Mountains and/or the Great Lakes. This will give us the possibility of assessing the performance of the CRCM over different climatic conditions, i.e. how the model can reproduce the observed intensity, frequency and duration of extreme indices of temperature and precipitation, at seasonal, interannual and decadal timescales. The validation with driven conditions with reanalysis is required before we do further works with AOCGM driven ones, as the study mainly concerns the CRCMs capacity to capture high and low frequency variability including daily quantiles, with respect to observed meteorological weather sequences.

In the following sections, the methodology is presented with a description of the main characteristics of the two CRCM versions, the area of interest, data used for the validation and the interpolation procedure over the three areas, i.e. kriging techniques used to interpolate the observed data on the CRCM grid, and criteria of analysis. In section 3, results are presented and discussed, followed by summary and conclusions given in section 4.



## 2. Methodology

### 2.1 The Canadian Regional Climate Model

In this study, the last two versions (3.7.1 and 4.1.1) of the CRCM are used (thereafter Ver3 and Ver4), Ver3 is described in Plummer et al. (2006), and Ver4 in Music and Caya (2007) and Brochu and Laprise (2007). Both versions of the CRCM use a semi-Lagrangian semi-implicit MC2 (Compressible community mesoscale model) dynamical kernel (Laprise et al., 1997) with the Canadian GCM physics parameterization mostly based on GCM2 (Ver3) (McFarlane et al., 1992) and GCM3 (Ver4) package (Scinocca and McFarlane, 2004).

The major difference between the two versions is the land-surface scheme. Ver3 uses a modified bucket land-surface scheme (McFarlane et al., 1992), modified by Plummer et al., 2006), while Ver4 uses the more sophisticated Canadian Land-Surface Scheme (CLASS) 2.7 (Verseghy, 2000). The modified bucket model is a one-layer bucket that can contain a fixed amount of water, (i.e. 10 cm for the bucket representation of the soil, see Plummer et al., 2006), while CLASS simulate the exchange of heat and moisture through a three-layer soil model. The other difference concerns the parameterization of the vertical flux of heat, moisture and momentum. Ver3 uses a vertical mixing in the boundary layer that has been modified to include non-local mixing of heat and moisture under conditions where the buoyancy flux at the surface is upward (Jiao and Caya, 2006). Ver4 uses revised turbulent transfer coefficients for surface exchanges of heat, moisture and momentum in line with the Canadian AGCM3 (Abdella and McFarlane, 1996).

In these two versions, the horizontal grid uses a polar stereographic projection covering a large domain over the North American continent (201x193 grid points, see Figure 3.1) with a horizontal grid-size mesh of 45 km (true at 60°N), and 29 levels in the vertical using a Gal-Chen scaled-height terrain following coordinate (Gal-Chen

and Somerville, 1975). The lateral atmospheric and oceanic boundary conditions come from reanalysis or observed products. In this study, NCEP-NCAR reanalysis dataset (National Centers for Environmental Prediction - National Center for Atmospheric Research, e.g. Kalnay et al., 1996; Kistler et al., 2001) have been used for the atmospheric boundary conditions.

Oceanic data are prescribed and come from the global field of the Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP II) observational dataset (available at  $1^\circ \times 1^\circ$ ) and consists of monthly sea surface temperature (SST) and sea-ice thickness obtained from Fiorino (1997). These oceanic conditions are linearly interpolated every day from the two consecutive monthly values.

Over the Great Lakes, a lake-ice model has been implemented by Goyette et al. (2000) and recently modified by Plummer et al. (2006) to provide daily SST and lake-ice extent and thickness. This will give us the opportunity to evaluate in the CRCM the regional scale added values with respect to coarse-scale models, i.e. from the lake oceanic conditions (see Figure 3.1) not incorporated in the Canadian AOGCM. For both versions, the period of analysis covers the three decades between 1961 and 1990.

The main focus here is to evaluate the model driven in a reanalysis mode, and the reliability of the two series of CRCM simulations using different physical packages but driven by the same atmospheric data, before we analyze in future works the simulations of the CRCM driven by two different AOGCMs boundary conditions (i.e. Canadian CGCM2 for Ver3 see Flato and Boer, 2001; and CGCM3 for Ver4, see Scinocca and McFarlane, 2004). One of the advantages of using reanalysis-driven mode in this study is that the assessment is made exclusively on the ability of the CRCM to reconstruct the observed extreme regimes and its variability (both at intra-

and inter-annual scales), without considering as a first step the propagation of the errors from the driving AOGCMs in a climate mode.

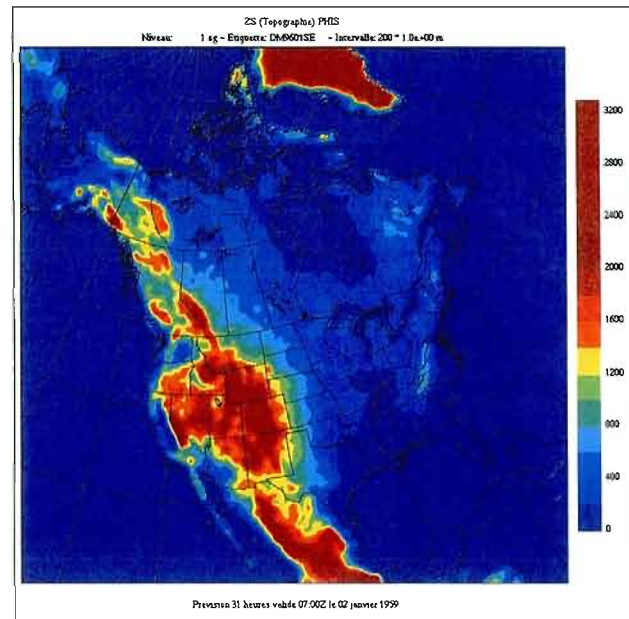


Figure 3.1. Domain area over North America used for the CRCM simulations.  
The topography (in m) is shown in colour scale.

## 2.2 Study areas and Observations

### 2.2.1 Study areas

Three study areas have been chosen to validate the CRCMs simulations over northeastern USA and southeastern Canada where a high density of observed stations is present. Figure 3.2 shows the location of the three study areas and the distribution of the observed climatic stations from the various data sources from US and Canada. The density of stations varies between the three regions and, as shown in Table 3.1, the average number of stations per grid cell covering an area of 45km x 45km according to the horizontal resolution of the CRCM, is 6.5, 4.6 and 1.6 for Region A, Region B and Region C, respectively.

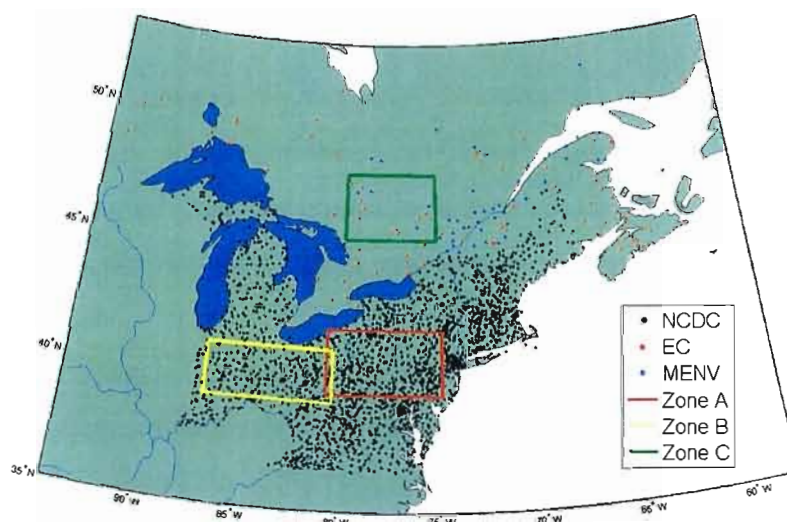


Figure 3.2. The three climatic regions used in the analysis. Three regions (A, B, and C) defined in colour cover Pennsylvania, Indiana and Ohio states in USA, and southeastern Ontario and southwestern Québec in Canada. NCDC corresponds to National Climate Data Center (US data), EC to Environment Canada and MENV to Ministry of Environment in Québec.

	Zone A	Zone B	Zone C
Latitude (°)	39.5 - 42°N	39.2 - 41.2°N	45.5 - 48°N
Longitude (°)	279.2 - 285.2°W	273 - 279.5°W	280 - 285°W
Grid points	87	78	60
Number of stations (max.min)	P :(575,394) T :(322,250)	P :(360,264) T :(236,201)	P :(78,65) T :(71,59)
Density ( $\frac{stations}{grid\ cells}$ )	6.48	4.60	1.57
Data	NCDC	NCDC	NCDC, EC & MENV

Table 3.1: Information about the three study zones defined in Figure 3.2, in term of latitude and longitude, number of CRCM grid points per area, number of observed stations and density of stations per CRCM grid cell, and various sources of data. P and T refer to precipitation and temperature, respectively, and the associated number in parentheses to the maximum and minimum number of available stations over the 1961-1990 period, respectively.

Region A covers the state of Pennsylvania, crossed by the Appalachian Mountains (figure 3.3) through a north-southwestern axis. The precipitation regime is influenced both by the presence of topography and the vicinity of northwestern Atlantic, where a high frequency of synoptic storms is present over most of the year. Region B covering the states of Indiana and Ohio, is more continental and more closely located to the southern Great Lakes influences, as compared to previous area (i.e. zone A). Region C covers southeastern part of Ontario and southwestern part of Québec, and is located north of the Great Lakes (Figure 3.2). The mean topography over three areas varies between 270.8 m for Region A, 264.3 m for Region B, and 130.8 m for Region C, whereas the corresponding values for the topography employed in the 45-km CRCM are 354.8, 266.6, and 268.3 m, respectively. As suggested in figure 3.3, the heterogeneity of the topography across Region A is higher in the observations than in the CRCM model, in which the main physiographic features are smoothed, with higher elevation than normal in eastern and western part of the domain as revealed in the mean topography of the model over this region.

Also, this discontinuity in the orographic characteristics is much higher in Region A than in other regions (not shown).

Because of these differences in the physiographic features as well as in their location in eastern North America from the Great Lakes to the vicinity of the North Atlantic Ocean, the temperature and precipitation regimes are quite different among the three regions. Over the summer (i.e. June, July and August), the mean maximum observed temperature varies within a range of 5°C, from around 27.2°C and 28.2°C for regions A and B, respectively, to 23.6°C for Region C (all averaged over the 1961-1990 period). The mean minimum observed temperature differences are constrained within a range of 4°C, from 14.1°C for Region A, 15.4°C for Region B, and 11.5°C for Region C. For precipitation, the mean daily observed values are quite similar between the three regions (3.4, 3.2, and 3.3 mm/day, for regions A, B and C, respectively). However, the mean standard deviation of daily precipitation differs largely, especially over the mountainous region where the values are more heterogeneous (6.1, 5.4, and 5 mm/day for regions A, B and C, respectively). The mean seasonal amounts (averaged over each whole region) present again slight differences, from 287.9, 280.8, and 297.4 mm for regions A, B and C, respectively. These last highest values could be explained by the presence of the Great Lakes, located south-west of the Region C, with lake-breeze effects and through the presence of regular mesoscale cyclonic systems in development over and near the Great Lakes in summer.

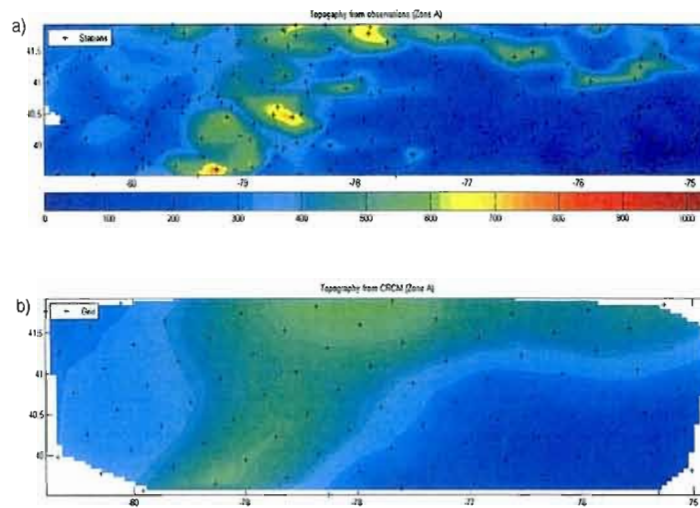


Figure 3.3. The topography (in m) of zone A is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with  $1/6^\circ \times 1/6^\circ$  gridded topography).

### 2.2.2 Observed data

For this study, three basic daily variables have been used: maximum temperature (Tmax), minimum temperature (Tmin) and total precipitation (Prec). Long-term observed climate data series of high temporal resolution (at least daily) are required to analyze extremes. Three decades over the period 1961-1990 are used in the following analysis, as this period is regularly used as baseline to describe the current climate state as well as to compute the climate-change signal in the future and are available from observed datasets of American and Canadian daily time-series. For US (Regions A and B), daily data from the National Climatic Data Center ([www.ncdc.noaa.gov](http://www.ncdc.noaa.gov)) are used and extracted from approximately 8000 stations disseminated over the eastern part of the country (see Figure 3.2). During the three-decade period, the number of available stations has decreased with time, as shown as an example for Region A in Figure 3.4 (31.5% of decrease for precipitation stations

and 22.4% for temperature, at the end of the period compared to early 1960s). Covering Ontario and Québec (Canada), the homogenized (Tmin and Tmax) and rehabilitated (Prec) Canadian observed data, supplied by Environment Canada (Mekis and Hogg, 1998, Vincent et al., 2002 ; Vincent and Mekis, 2006) and Environment Québec (Yagouti et al., 2007) have been used. Within Region C (see Figure 3.2), the number of stations is constant over the period: 117 stations for precipitation and 68 stations for temperature. In spite of the restrictive number of stations used in this study over Canada, the use of homogenized and rehabilitated daily values minimizes the risk of introducing additional uncertainty due to changes in climate monitoring practices or due to the non-homogeneity of individual site records. For US, homogenized or rehabilitated values were not available during the course of this study.

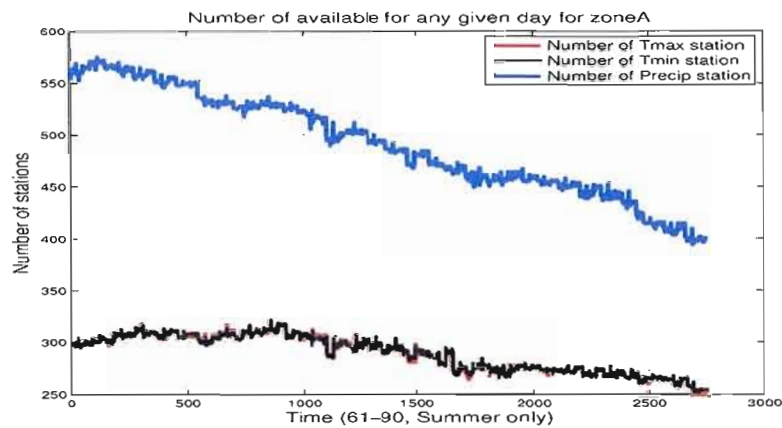


Figure 3.4. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for Region A (from the NCDC data sources).



### 2.3 Interpolation procedure of daily observed data

At the beginning of this study, no daily observed gridded values were available at the resolution of the CRCM grid. Hence, the need to develop gridded observed values of Tmin, Tmax and Prec has emerged to assess the CRCM simulated extremes and variability, and the methodology used to provide these reference datasets is presented in this section.

In this study, the kriging method (e.g. Matheron, 1962; Matheron, 1963; Cressie, 1993) is used to interpolate values for points at unsampled locations by using information of the underlying spatial autocorrelation from sampled locations. This method is a stochastic method developed to take into account the structure of spatial dependence, provided by the semi-variogram to find the optimal set of weights to estimate the surface at unsampled locations (for further information, see Matheron, 1963a and b). In our case, all daily observed data have been interpolated using the kriging procedure (“point-to-point”) and algorithm developed by Baillargeon (2005), at the horizontal resolution of 45 km. Four variations of kriging interpolation exist in which the following assumptions are used:

1. Simple kriging: No underlying spatial trend and a known mean value.
2. Ordinary kriging: No underlying spatial trend and unknown mean.
3. Universal kriging: Spatial trend and unknown mean. This technique combines trend surface analysis with ordinary kriging.
4. Kriging with an external drift: extension of the universal kriging with external drift defined by a secondary variable (e. g., topography or other co-variables).

The first step of the kriging procedure is to determine if there is anisotropy in the data. In other word, if there is any correlation between any axis and the data. The second step is to determine the spatial dependence of the variable. In practice, this function is never known and is approximated with the semi-variogram. In this study,

the semi-variogram is calculated for a maximum distance of 70 km, with a 5-km interval. This parameter is important because a too short-distance could mean that not enough spatial correlation is included in the model, thus affecting the results (Caruso and Quarta, 1997). A too long distance could force the model to include undesired correlation, especially for precipitation. For example, a station that records heavy precipitation for a given day could be correlated to another storm system that has no physical link with the extremes at the station of interest but is correlated nonetheless. Nevertheless, as kriging is a robust technique, minor errors in the estimation of the semi-variogram parameters make little difference in the reliability of interpolation (Trangmar et al., 1985).

As the present assessment of the CRCM simulations is based on extremes and variability of precipitation and temperature, the interpolation procedure needs to be done at the daily scale and requires evaluating the semi-variogram every day. In that context, ordinary kriging has been retained for two main reasons. First, this interpolation scheme is easy to implement and it is computationally two times less expensive to run than the universal kriging. Secondly, the universal kriging is more difficult to apply as the semi-variogram itself is sensitive to the form of the deterministic surface. Finally, as the interpolation is made at a relatively coarse resolution of 45 km, and the average value of the considered variable over the entire grid cell of the CRCM model constitutes the most important information to be obtained than the spatial trend over the same area, ordinary kriging has been preferred as a first level of desired approximation, prior to using more sophisticated methods such as universal or co-kriging techniques which is more complex and requires greater computer power. Also, at this resolution the topography is strongly smoothed and smaller effects of higher topography (or heterogeneous topography) are not included in the CRCM (see Figure 3.3).

The kriging procedure first requires the evaluation of each semi-variogram, in which two different models are fitted (spherical or exponential) to the observed distribution. A cross-validation follows and it is used to ensure that the model that has the best fit is chosen to perform the spatial interpolation for each given day, i.e. the resulting kriged values and the true values are compared. Interpolation errors are estimated and the performance of each model is assessed.

To summarize, the following steps are used for the interpolation at the daily scale for Tmax, Tmin and Prec observed datasets, for the three Regions defined in Figure 3.2:

1. Calculation of the empirical semi-variogram for each day;
2. Fitting of the experimental semi-variogram with two models: Spherical or Exponential;
3. Cross-validation with the two models to determine the one that produces the lowest error values;
4. Interpolation of daily observed value onto the grid points with the selected model;
5. Repeat the steps 1-4 for each day of the 1961-1990 period.

More explanations and information about the full procedure of kriging used in this study, including the cross-validation process and the analysis of variance prediction errors, can be found in Roy (2008). The daily kriged values have been used to compute, over the summer season (covering the three months of JJA), the observed diagnostic extreme indices.

## 2.4 Criteria of analysis

### 2.4.1 Diagnostic: Extremes indices

Daily Tmin, Tmax and Prec have been used to compute six extreme indices, defined in Table 3.2. As the focus of our study is on the summer season and on the temperature and precipitation extreme events, useful extreme indices developed by ETCCDMI and STARDEX, and slightly modified by Gachon et al. (2005), mainly concerning the probability calculation of the percentile values, were selected. Following this last study, non-parametric formulae (i.e. empirical probabilities) have been used to compute the percentile values for both temperature (Blom, 1958) and precipitation (Cunnane, 1978) (see the equations in Table 3.2).

As extreme phenomenon can be defined by the severity of the impact an event has on a system, which could involve economic loss, deaths or both (Easterling et al., 2000), in our case, the extreme indices have been chosen to evaluate the intensity, duration or persistence, and frequency of an event. The extremes indices have been selected to analyze the intensity of warm and cold extremes, through the 90<sup>th</sup> and 10<sup>th</sup> percentiles of Tmax and Tmin respectively, the diurnal amplitude of temperature (persistence and range of daily temperature values), as well as frequency of wet days (using a threshold of 1 mm/day), maximum persistence of dry sequences and extremes of daily precipitation through the 90<sup>th</sup> percentile values. To define wet days, the occurrence was limited to events with precipitation amount greater than or equal to 1 mm/day to avoid the problem in trace measurement and low daily values, as well as changes in the units of measurement (e.g. Hennessy et al., 1999). A dry day is defined as having less than 1 mm/day precipitation. All these indices shown in Table 3.2 are quite useful for impact studies, as for example in their applications in assessments of vulnerability for health (Tx90 and DTR) and agriculture (Tn10, DTR, CDD, Precp1 and P90).

Name	Type	Definition	Formulae
Tx90	Intensity	90 <sup>th</sup> percentile of Tmax	$p_i = \frac{i-3/8}{n+1/4}$ [Blom, 1958]
Tn10	Intensity	10 <sup>th</sup> percentile of Tmin	$p_i = \frac{i-3/8}{n+1/4}$ [Blom, 1958]
DTR	Variability	Diurnal temperature range	$DTR = T_{max} - T_{min}$
CDD	Duration	Max. Consecutive dry days	Maximum number of consecutive days with < 1 mm
P90	Intensity	90 <sup>th</sup> percentile of precip.	$p_i = \frac{i-0.4}{n+0.2}$ [Cunnane, 1978]
Prcp1	Frequency	Days with precip.	$Prcp1 = \sum_{i=1}^n N_i$ , where $N_i$ are days with Precip. > 1mm

Table 3.2. List of the six indices used in the study to analyze cold and warm extremes, diurnal amplitude of temperature, and wet days and maximum persistence of dry sequences, as well as extreme of precipitation. For more details, please refer to STARDEX and Gachon et al. (2005).

#### 2.4.2 Statistical criteria

For each grid point defined in Table 1 for the three regions, the statistical criteria errors presented in the following are computed, and the analysis of those will be presented through maps (i.e. spatial distribution of errors) and through synthetic graphs to evaluate mean spatial values of errors. These statistical criteria will be computed for all the three basic variables (i.e. Tmin, Tmax and Prec) and the six indices (presented in Table 2). Those are used to evaluate the spatial mean distribution of temperature and precipitation regimes over the three regions (defined in Figure 2) and over the 30-year period (1961-1990). The three statistical criteria used in this study are:

- **The Mean Absolute Error:** The mean absolute error (MAE) gives an indication about the absolute amplitude of the errors on the mean values during the three decades. It is defined by:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{obs_i} - x_{sim_i}| \quad (3.1)$$

where  $x_{obs_i}$  is the observed value and  $x_{sim_i}$  the simulated value,  $i$  refers to the year and  $n=30$  (i.e. 30 years period over 1961-1990).

- **The Root Mean Square Error:** The Root Mean Square Error (RMSE) gives an indication about the errors, both on the mean and on the interannual variability. It is defined by:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_{obs_i} - x_{sim_i}]^2} \quad (3.2)$$

where symbols are defined in the equation (1).

As suggested, the MAE bias indicates how the mean of the modelled indices compares with the observations independent of problems with interannual variability, whereas the RMSE is a joint measure of bias and variance, and complement the MAE criteria as we are not only interested in the average values.

- **The Relative Root Mean Square Error:** The Relative Root Mean Square Error (RRMSE) gives an indication of the *relative* errors, by considering the intrinsic variability of each variable (i.e. normalized by the standard deviation). This statistic will be useful for the intercomparison of the three zones and between variables and indices. It is defined by:

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n [x_{obs_i} - x_{sim_i}]^2}{\sigma_{obs}^2} \right]} \quad (3.3)$$

where  $\sigma_{\text{obs}}$  is the observed standard deviation over the three decades for the considered variable and computed over each grid point. The observed standard deviation is used as a reference and computed for all basic variables and indices.

The averaged spatial values of the statistical errors will be presented in the form of scatter plots (MAE vs. RMSE) and the RRMSE will be used to compare all the three study areas, indices and basic variables among them.

### 2.4.3 Interannual variability analysis

Interannual simulated anomalies of each index and basic variables will be analyzed with respect to observed ones, to evaluate the reliability of seasonal mean values during the time, i.e. over the complete 1961-1990 period. Temporal anomaly is computed at each grid point to evaluate if the models diverge from the observations, then spatially averaged for each year to give a synthetic view about the performance over each study area, at the scale of the CRCM grid:

$$Ano_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{I_{ij} - \bar{I}_{(61-90)j}}{\sigma_{(61-90)j}} \quad (3.4)$$

where  $Ano_i$  represents the anomaly for year  $i$ ,  $I_{ij}$  is the value of the index,  $j$  the grid point,  $\bar{I}_{(61-90)j}$  is the mean value for the whole 30-yr period, and  $\sigma_{(61-90)j}$  is the observed standard deviation for the whole period. By dividing by the observed standard deviation, we ensure that we can compare the three regions between themselves without considering the inherent variability of each index over the study region.

The interannual normalized anomalies are displayed for each basic variable and extreme indices, and the coefficient of determination ( $R^2$ ) is given to evaluate the temporal correlation, using Pearson's correlation coefficient, between the simulated and the summer observed temperature and precipitation regimes. As suggested in Haylock et al. (2006), the parametric Pearson correlation gives similar results to the non-parametric Spearman correlation coefficient. This comparison will be made under the normalized values to minimize the effects of strong regional variability of the considered variables and to maximize the relative performance evaluation between regions and indices.

This intercomparison will be useful as modelling the inter-annual variability is particularly important since it indicates that the models are correctly reproducing large-scale and part of the regional-scale atmospheric feedbacks, in links with the regional and local climate evolution. This increase the confidence that changes in the regional forcing factors will be correctly incorporated in the RCM under climate-change conditions, influencing the regional/local signals, i.e. through plausible and physical processes taken into account in the climate model.

#### **2.4.4 Graphical display**

All the statistical distribution from all daily values of Tmax, Tmin and Prec, as well as seasonal values of extremes indices will be analyzed. For all basic variables and indices, all the grid points are used or aggregated over the 30 years.

Three types of graph are used to display the entire spatio-temporal distribution of the considered variables for a given region, through namely: Probability Density Function (PDF), Quantile-Quantile (Q-Q) plots and Box-plots. For the basic variables, PDF graphs will be used for daily Tmin and Tmax, and Q-Q plots for daily precipitation. In the former, the basic assumption is the normality of the data (mainly



true for summer temperature), while in the latter no assumption is made for Q-Q plots. For the extreme indices, Box-plot will be used to analyze the interannual seasonal values, in displaying main characteristics on median, interquartile range (IQR), as well as outliers (defined as  $values > |1.5 \times IQR|$ ) are shown.

### 3. Results

In this section, the detailed results over a representative region (zone A) will be shown through maps and graphics, and the comparison over the three regions will be presented through graphs and quantitative information of statistical criteria using synthetic Tables. Further details and graphs for all the three regions can be found in Roy (2008). Over the Region A, the spatial distribution of the temporal errors is first presented, followed by the mean spatial values, the analysis of the full statistical distribution from daily information, and the interannual anomalies analysis. An intercomparison over the three study regions follows in the last sub-section.

#### 3.1 Analysis over the Region A

##### 3.1.1 Spatial distribution of errors

###### a) Basic variables

Figure 3.5 shows the spatial distribution of MAE, RMSE and RRMSE criteria for Tmax, Tmin and Prec over the Region A. Slight improvements between Ver3 and Ver4 of the CRCM for Tmax seasonal-mean values are suggested through the decrease of the MAE and RMSE errors over the major part of the region. With respect to the quite similar distribution of MAE and RMSE values over the entire domain (mainly between 3 to 4°C), the errors in both Ver3 and Ver4 are more linked to systematic biases in mean values rather than in interannual variability of Tmax. For the two runs, the higher RRMSE values are located in the upslope part of the Appalachian Mountains, in the western part of the domain. This point out potential discrepancies in the CRCM not related to the physical parameterization, but to the coarse-scale representation of the topography (as suggested in the smoother values over this area shown in Figure 3.3 with respect to observed topography). For Tmin, a

more clear improvement is suggested over the entire domain, in particular, over the mountainous region where the errors were larger in Ver3. This clearly indicates that the incorporation of a more sophisticated land-surface scheme in the model improves the surface energy budget of heat and water (see Sushama et al., 2007) leading to a better representation of the overlying minimum air temperature (appearing mainly during the night in summer months). Over the entire domain, the strong reduction of the RRMSE in Ver4 with respect to Ver3 for Tmin confirms a larger improvement than for Tmax mean seasonal simulated values. On the contrary, the result of the mean seasonal precipitation reveals higher discrepancies for the version Ver4 than Ver3, especially for the eastern and the western part of the domain, i.e. in the upslope and downslope areas of the Appalachian Mountains. MAE and RMSE plots show that variance is likely a larger source of error than bias for mean Prec. Further work is required to assess if the weakening in the mean simulated precipitation comes from the local features of the precipitation process, through vertical humidity fluxes related to the incorrect water content of the soil and/or convective scheme. As shown in Figure 3.5, the RRMSE indicates that these errors are relatively larger in the western part of the domain where larger values of errors are also present for Tmax.

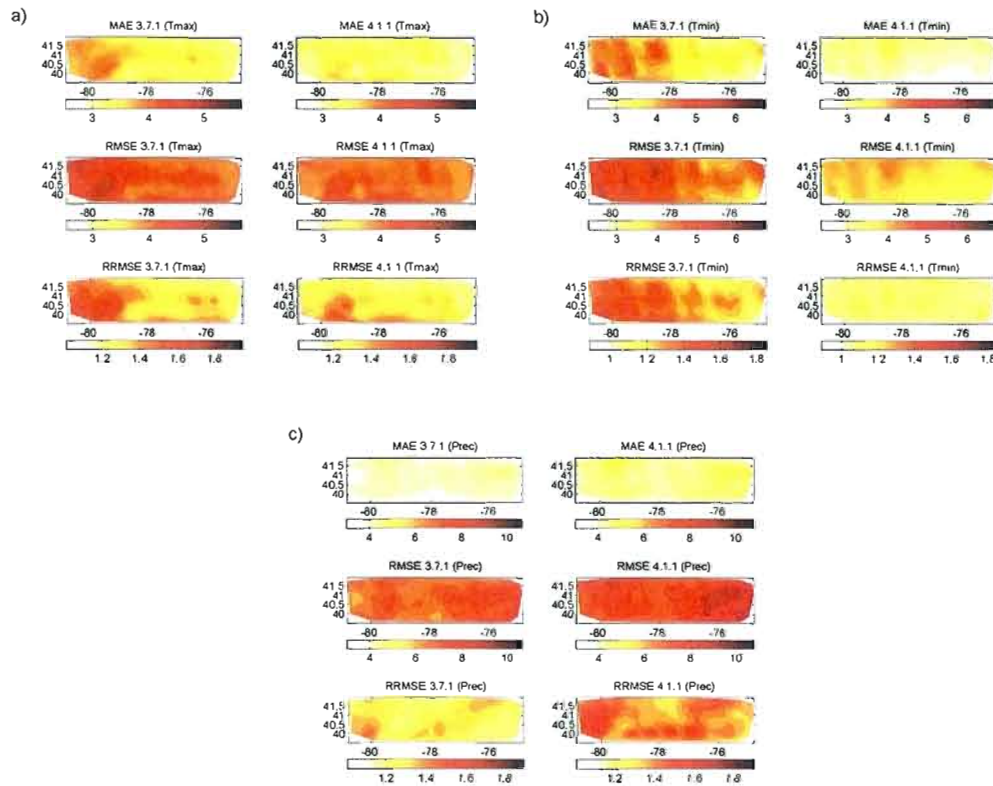


Figure 3.5. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over Region A for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the summer season between 1961 and 1990 period.

## b) Indices

For the temperature indices shown in Figure 3.6, the simulated DTR reveals also a substantial improvement, mostly related to the better performance of the seasonal mean values of Tmin in Ver4 with respect to Ver3. The RRMSE values show larger errors in the southeastern part of the domain whereas the Tmax highest errors were located, mostly in the western part (see Figure 3.5). For the 90<sup>th</sup> percentile of Tmax (Figure 3.6a), no improvement is suggested with a slight degradation (1-

2°C) over the central part of the domain. As for mean values of Tmax, the larger RRMSE is located in the western part of the area, suggesting a problem in the surface energy budget of the soil during the hottest days, may be due to excessive dry conditions. The spatial pattern of errors is quite similar for the three statistics, suggesting more systematic biases on the mean than on the interannual variability. For the 10<sup>th</sup> percentile of Tmin, a notable improvement appears from the most recent version of the CRCM, in which the errors are considerably reduced with respect to Ver3, and the MAE and RMSE are more frequently less than 1°C for Ver4 (instead of 3 to 5°C for Ver3). Since Ver4 has a better performance of simulated mean values of Tmin, the good performance around the lower tail of the Tmin distribution (i.e. the 10<sup>th</sup> quantile) may suggest a better simulation of the shape and the upper tail of the Tmin distribution. This hypothesis will be investigated in the analysis of the full statistical distribution shown in the following section.

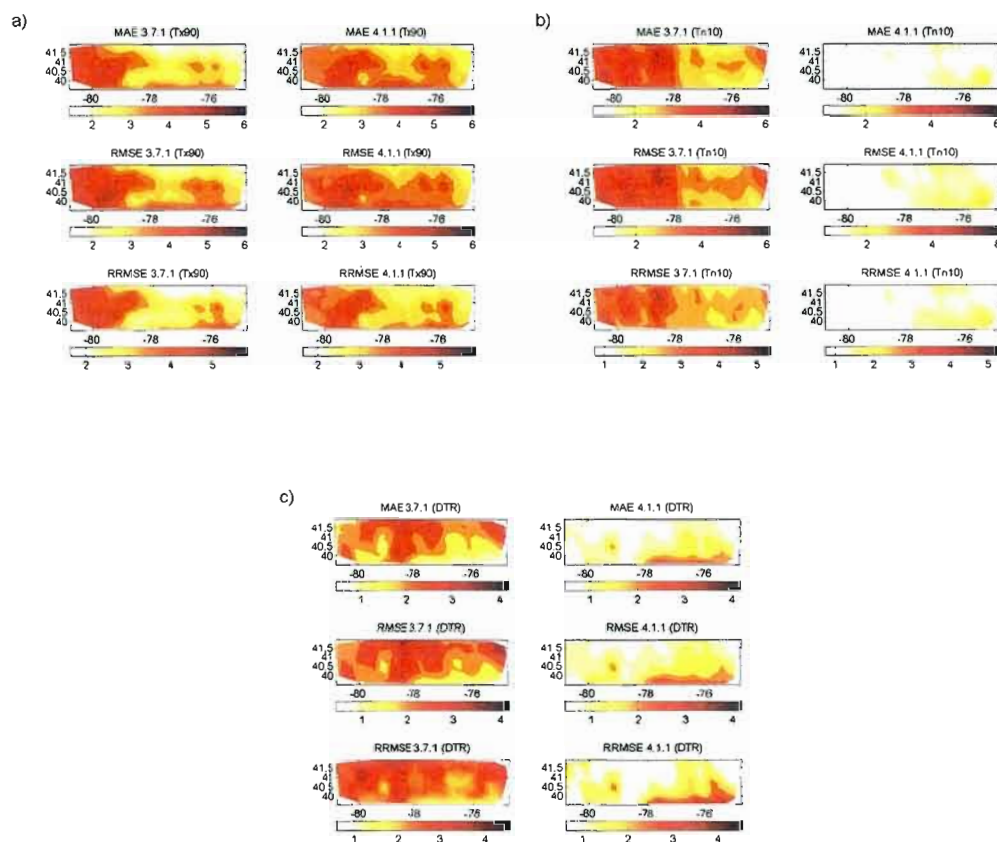


Figure 3.6. Same as Figure 3.5, but for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. The definition of each acronym used here is given in Table 2.

For the precipitation indices, shown in Figure 3.7, the spatial distribution of wet days and the maximum of consecutive dry days are substantially improved and well reproduced in Ver4. This implies that the last version of the CRCM model is doing better at determining the occurrence of rainfall, compared to the previous version, as well as for the persistence of the dry sequences. Figure 3.7c showing the spatial distribution of P90, suggests that no real improvement is revealed as the errors between Ver3 and Ver4 are quite similar. The higher values of RMSE with respect to MAE mean that the variability of the errors is also important, and not only those on

the mean values of the 90<sup>th</sup> percentile of rainfall. Therefore, the larger values of RRMSE are shifted toward the west as compared to those from the RMSE, suggesting that the larger discrepancies of heavy simulated precipitation appear in the upslope part of the Appalachian Mountains. This means that the errors are quite systematic in this area, in spite of the inherent low interannual variability of the 90<sup>th</sup> percentile of precipitation compared to other areas within the entire region.

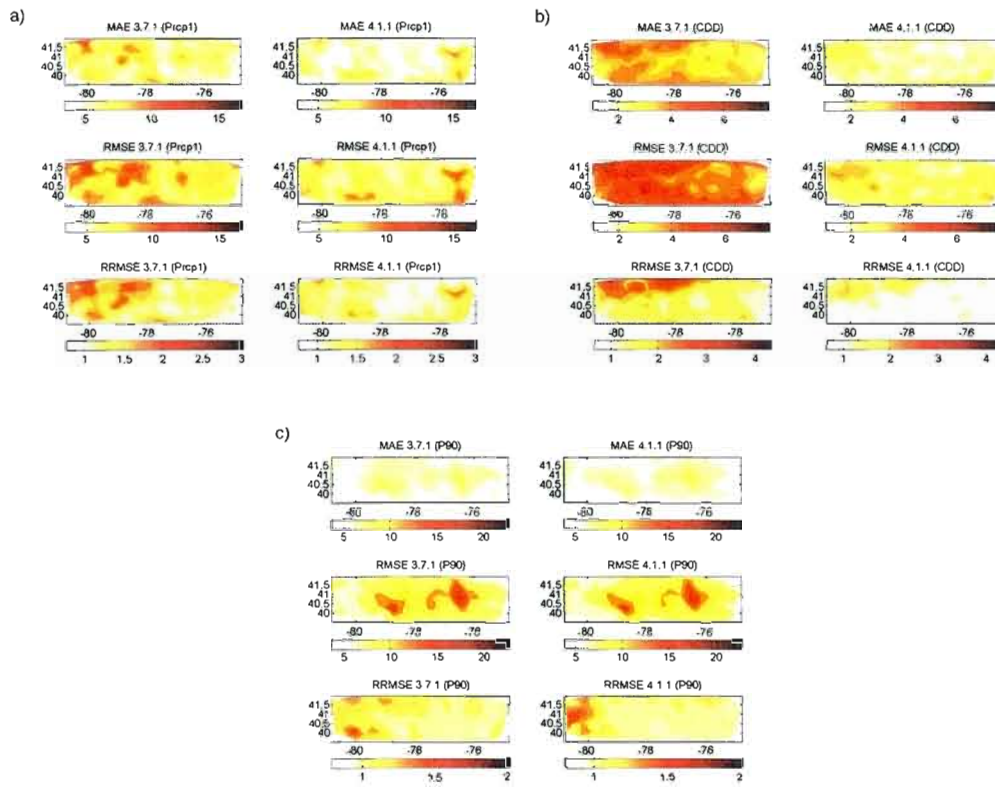


Figure 3.7. Same as Figure 3.5, but for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. The definition of each acronym used here is given in Table 2.

### 3.1.2 Mean spatial errors

In Table 3.3, the spatially averaged climatology over the period 1961-1990 is shown for the three basic variables and the six indices, as well as the three statistical criteria aggregated over the whole region A (i.e. averaged values of MAE, RMSE and RRMSE). As suggested in the whole spatial distribution previously discussed, slight differences for Tmax mean climatic values are suggested between the two CRCM versions, as well as with respect to observed values. Indeed, small improvements appear as shown by statistical errors with Ver 4 (vs Ver3), with again small errors from the interannual variability as suggested in RMSE versus MAE biases. For Tmin, the difference between the two models is larger, as Ver4 presents quite similar values to observations whereas Ver3 generally overestimated the observed values by more than 3°C (i.e. 0.8°C for Ver4). As shown from statistics, the interannual variability is also slightly improved. For Prec, in spite of the fact that differences between the two models are smaller with spatial means in Ver4 with respect to observed values, the deterioration of mean precipitation in Ver4, as revealed in the spatial analysis, are confirmed in aggregated values from all statistical criteria. The interannual variability seems also to be responsible to around 42% of total errors, i.e. biases from interannual variance according to 58% issued from mean values.



	Mean			MAE		RMSE		RRMSE	
	OBS	3.7.1	4.1.1	3.7.1	4.1.1	3.7.1	4.1.1	3.7.1	4.1.1
<b>Tmax</b>	27.17	<b>28.28</b>	28.51	3.53	<b>3.29</b>	4.31	<b>4.10</b>	1.39	<b>1.32</b>
<b>Tmin</b>	14.14	17.52	<b>14.36</b>	3.88	<b>3.03</b>	4.67	<b>3.82</b>	1.33	<b>1.10</b>
<b>Prec</b>	3.40	2.64	<b>3.44</b>	<b>4.06</b>	4.59	<b>7.22</b>	7.89	<b>1.29</b>	1.43
<b>Tx90</b>	31.02	<b>34.22</b>	34.65	<b>3.34</b>	3.63	<b>3.70</b>	3.82	<b>3.47</b>	3.55
<b>Tn10</b>	9.14	12.49	<b>8.61</b>	3.36	<b>1.23</b>	3.58	<b>1.48</b>	2.99	<b>1.26</b>
<b>DTR</b>	13.03	10.75	<b>14.15</b>	2.98	<b>1.30</b>	2.52	<b>1.46</b>	2.75	<b>1.67</b>
<b>P90</b>	16.33	13.81	<b>15.73</b>	6.31	<b>6.27</b>	9.72	<b>9.42</b>	1.14	<b>1.10</b>
<b>Prcp1</b>	41.65	37.77	<b>42.99</b>	6.89	<b>5.74</b>	8.35	<b>6.99</b>	1.50	<b>1.24</b>
<b>CDD</b>	6.88	9.66	<b>7.66</b>	3.76	<b>2.23</b>	4.66	<b>2.95</b>	1.92	<b>1.21</b>

Table 3.3. Climatology and statistical criteria of basic variables and indices, spatially aggregated over the entire Region A, is given from the two CRCM versions with respect to observed ones, as well as the statistical criteria. In bold, the weakest MAE, RMSE and RRMSE are given between the Ver3 and Ver4. OBS corresponds to observed climatology.

For the indices, mean values shows that Ver4 strongly improves the results for all Tn10, DTR, Prcp1 and CDD, with smaller differences compared to observed values. Higher errors are also shown in the 90<sup>th</sup> percentile of Tmax in Ver 4, as shown from the mean spatial climatology. As shown in all RRMSE errors, the poorest results are obtained for Tx90, following by Tn10 and DTR for Ver3. For Prec, the high values of RMSE reveal the problem on the unresolved regional-scale interannual variability, with larger errors in mean precipitation extremes aggregated over the whole region. However for precipitation indices, a more clear improvement is revealed from results of Ver4 with respect to Ver3 and with respect to mean precipitation values.

### 3.1.3 Statistical distribution of daily values

#### a) Basic variables

Figure 3.8 shows the PDFs for Tmax and Tmin, as well as the Q-Q plots for Prec, all from spatio-temporal aggregated values. For Tmax (Figure 3.8a), no improvement is confirmed, with similar PDFs in both versions, except near 85<sup>th</sup> percentile with weak improvement in Ver4. Both versions have some difficulties reproducing the variability, systematically over-estimated and in particular in the upper-tail of the Tmax distribution. Subsequent analyses are needed around the 10<sup>th</sup> percentile of Tmax, as PDFs suggest a small improvement for CRCM Ver4. More analyses are also needed as the results suggest a potential problem through radiative (i.e. with clouds and precipitation feedbacks), or surface diabatic processes as forced by incorrect surface and soil conditions (ex. too dry). For Tmin (Figure 3.8b), a net improvement emerges for Ver4, closer to the observed distribution (i.e. median values), but with a small deterioration in the variability slightly overestimated for the hottest nights. This confirms the usefulness of the more sophisticated land-surface scheme of Ver4. For precipitation, no clear improvement is revealed from the Q-Q Plots (figure 3.8c), in spite of small differences in the simulated values above 60 mm per day, and with slightly added values in the higher extreme values of 80 mm. Again, future analysis should be done to see if improved vertical fluxes of humidity are transferred from the resolved surface and soil physical processes, as Tmax values continue to be a serious source of errors. Those values should influence the reliability of the simulated precipitation in the model. As shown in the Q-Q plots, there is a large underestimation of high quantiles values of precipitation.

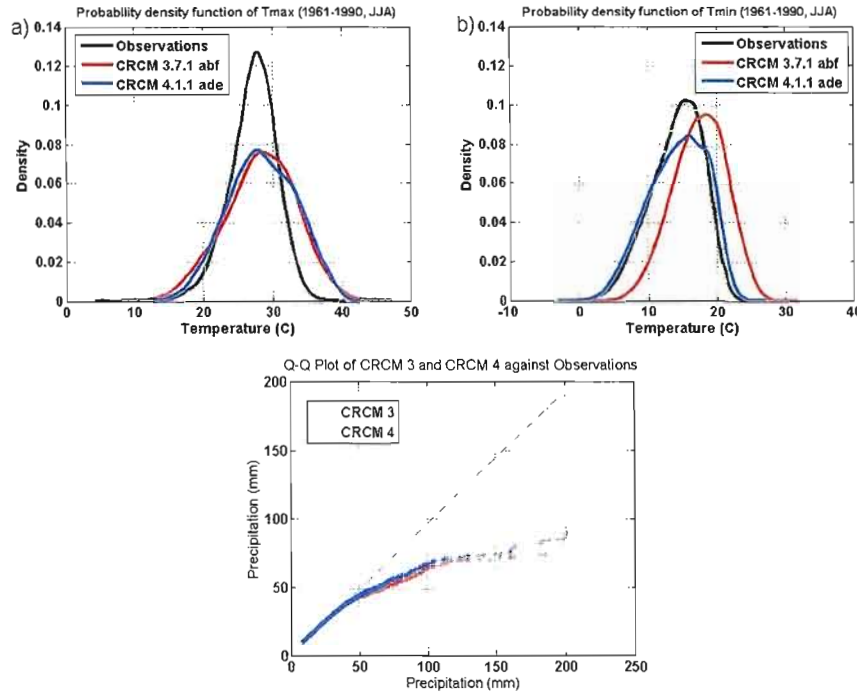


Figure 3.8. PDF from daily a) Tmax, b) Tmin and c) Q-Q plot from quantiles of Prec (> 10 mm) for Region A.

As shown in Table 3.4, in version 4, while the model has 50 % of days with a precipitation between 0 and 1 mm/day, it only accounts for 3.35 % of the total precipitation, almost the same as observations, but with 14.2 % more days than the reference. Ver3 also overestimates the small amount of precipitation (and underestimate the total amount, as shown in Table 3), however larger discrepancies in the occurrence of wet days in Ver4, with small amount less than 1 mm/day. Whereas the Ver3 underestimates the total precipitation for the whole period, while Ver4 slightly overestimates this amount. In the previous version (i.e. 3.6) and over higher geographical areas in North America, Plummer et al. (2006) have shown that the model tends to overestimate the summer precipitation, using a larger depth value for the bucket model scheme (reduced in version 3.7.1 relative to version 3.6.3). This change was made in order to reduce the delay to frost/thaw the water available in the soil at the beginning/end of the cold period. This implies a reduction in the available

water for evaporation which causes more droughts conditions in Ver3, more regular transfer of reliable humidity in Ver4 and more frequent occurrence of wet days (above 1 mm/day). However, the cost is slightly larger errors in excessive number of days with weak or trace amount of precipitation. But the persistent errors in Tmax values in the two CRCM versions, suggest that the overestimation in hottest days are mostly affected by regular drying conditions of the soil with associated radiative feedbacks processes. Hence, these suggested physical interactions must be analysed in detail in future work.

	Observations	CRCM 3.7.1	CRCM 4.1.1
Total precipitation	751 644.8mm	633 193.2mm	826 251.6mm
Nb of days (0-1mm)	88 167days	103 282days	122 149days
% of days (0-1mm)	36.72%	43.01%	50.87%
% of total amount (0-1mm)	2.98%	3.32%	3.35%

Table 3.4. Precipitation statistics for 1961-1990 period and for all grid points.

## b) Indices

Figure 3.9 shows the boxplot graphs for Tx90, Tn10 and DTR. This confirms the overestimation of 90<sup>th</sup> percentile of Tmax, consistent with the PDF graph, but with added values as Ver4 slightly improves the interannual excessive variance suggested in Ver3 with respect to observed one. Ver4 better reproduces the IQR of this index, but with systematic errors of around 4°C in the median values, slightly more overestimated in Ver4 with respect to observed values. However, the spread in extreme values is less important in that version compared to Ver3. As shown in Table 3.4, there is more precipitation in Ver4, which could indicate that more humidity available to evaporate implies fewer excessive hot days, as compared to the single bucket model where drying conditions can be too regular. As suggested previously with statistical criteria and maps, the Tn10 in Ver4 is in better agreement with observations especially in median (consistent with PDF values of Tmin) and IQR

values, but with a small underestimation of the interannual variability during cold nights over the whole region, may be due to reduced higher altitude values in the model compared to the real topography. For DTR, the better reproduction of Tmin improves the simulated values, but the biases still exist through the Tmax ones.

In Figure 3.10, the precipitation indices are shown and suggest a small improvement for wet days and maximum of consecutive dry days in Ver4, but with again a slightly overestimation of rainfall event, or excessive sequences of maximum number of dry days over the region. For the 90<sup>th</sup> percentile of daily precipitation, both versions of the model reveal poor performance as suggested previously, with strong underestimation of the extremes quantiles values (see outliers in Figure 3.10 in observed values above 60 mm, as also suggested in Figure 3.8c), possibly related to the smoother topography in the CRCM at this relative coarse resolution. The analysis over the other two regions will help to conclude of such potential topographic or soil type or dry conditions effects. The following analysis of the interannual anomalies will help to evaluate the warmest/coolest or driest/wettest years as simulated by the two CRCM versions.

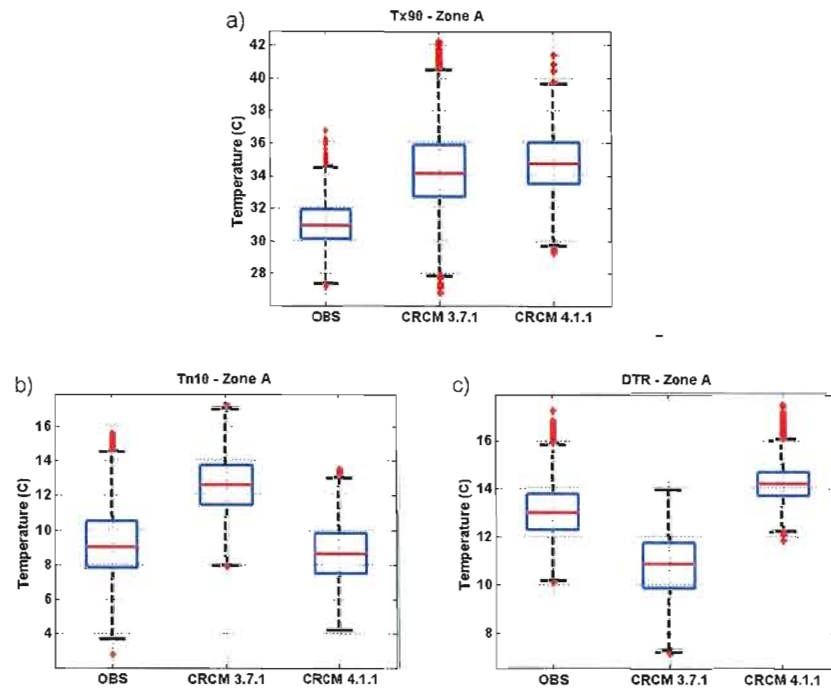


Figure 3.9. Box-plot graphs for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the interquartile range (IQR), black line is the value of  $1.5 \times \text{IQR}$  and red dots are the outliers.

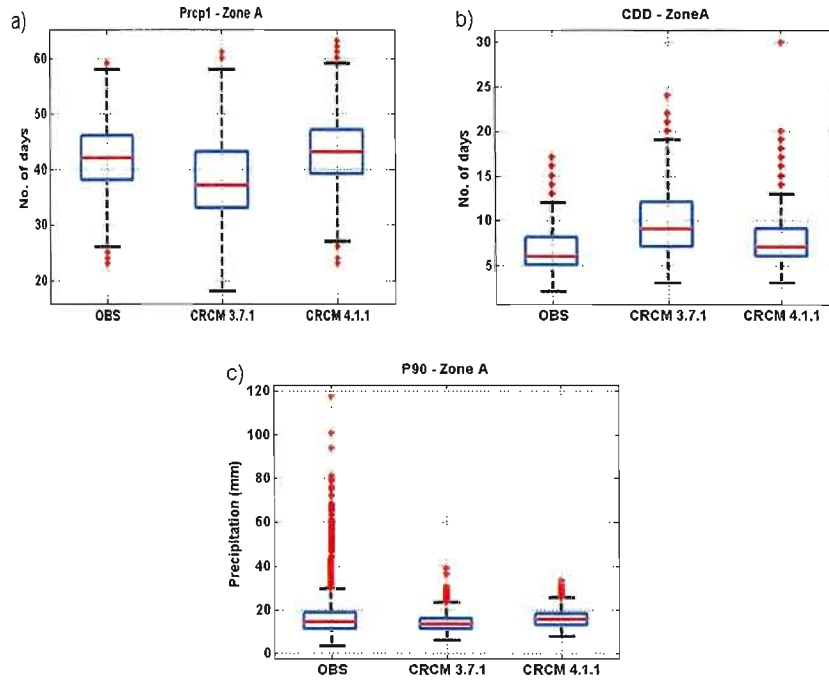


Figure 3.10. Same as figure 9, but for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for Region A.

### 3.1.4 Interannual variability

#### a) Basic variables

Figure 3.11 shows the normalized interannual anomaly for Tmax, Tmin and Prec. For Tmax, in general the temporal correlation is better in Ver3 ( $R^2=0.66$ ) than in Ver4 ( $R^2=0.48$ ), but the new model better reproduces the alternation of hottest and coolest years (except in 1966). The interannual anomalies are excessive in Ver3, especially in the 1980s when those are the highest among the three decades. Hence, in general, the variability of Ver4 is more in line with the observations during extreme years, in spite of lowest mean correlation. For Tmin (figure 3.11b), better correlation is obtained with Ver4, except for one year in 1973 (highest positive anomaly of Tmin). Therefore, the model adequately reproduces the sequence of regular warm

anomalies of Tmin in the end of 1980s. For Prec (figure 11c), the performance of both versions is systematically low, except during the last decade when the models simulate the main features of the interannual anomalies, potentially driven by large-scale effects. However, both versions of the model are unable to reproduce the stronger dry or wet anomalies experienced in 1960s and 1970s.

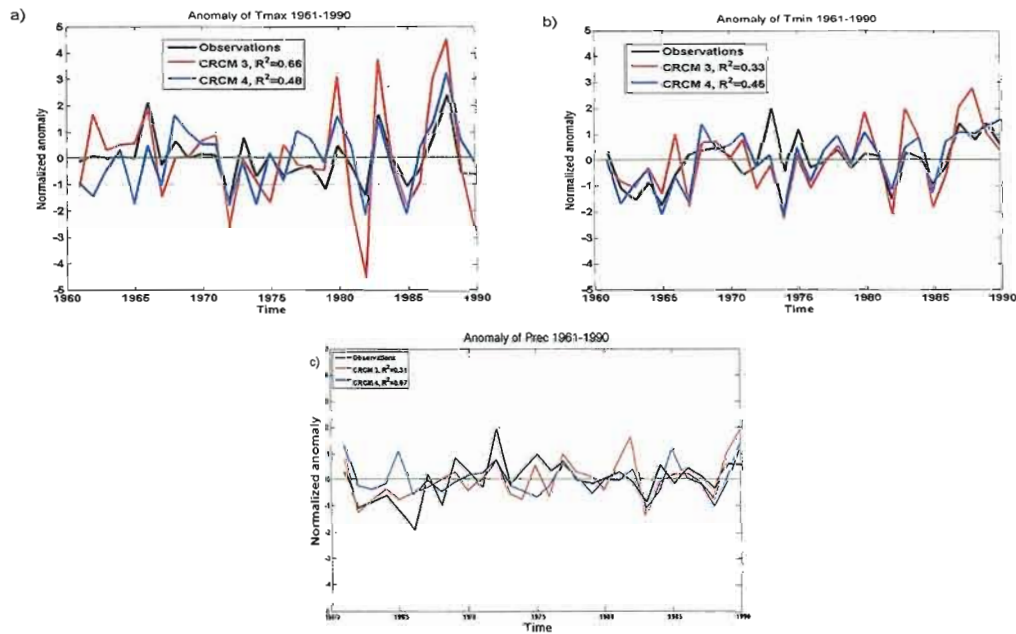


Figure 3.11. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for Region A.

## b) Indices

Figure 3.12 shows the normalized anomaly for temperature indices. Tx90 is better correlated with observed values in Ver4 than Ver3, mainly with better representation of stronger warm anomalies appearing during the 1980s, in spite of larger discrepancies suggested in spatio-temporal median values (as shown in Figure 3.9). This could suggest that some large-scale features as well as regional processes that influence the evolution of Tx90 are in part captured in the CRCM model in particular in Ver4, whereas Ver3 overestimates the variability during the same period



with respect to observed extremes temperature. For Tn10 (figure 12b), the temporal correlation is similar between the two models and is lower than for Tx90, despite better results for Tmin for the statistical errors and the PDF in Ver4. But again, the annual sequences of cold and warm nights after 1985 are well reproduced, although the 1973 hottest year seems less reliable. For DTR (figure 12c), same features are suggested as for Tmax and Tmin through the time, with slightly weaker correlation in Ver4. Finally, as suggested during the 1980s, the corresponding anomalies in mean values of Tmax and Tmin, as well as cold and heat events, are strongly synchronized, and better reproduced by the Ver4 instead of Ver3, which points out some encouraging results from the CRCM new versions for temperature events. However, further analysis must be made to evaluate the degree of relationships between the changes of Tmax, Tmin and extremes indices, with statistical quantification through for example a principal component analysis.

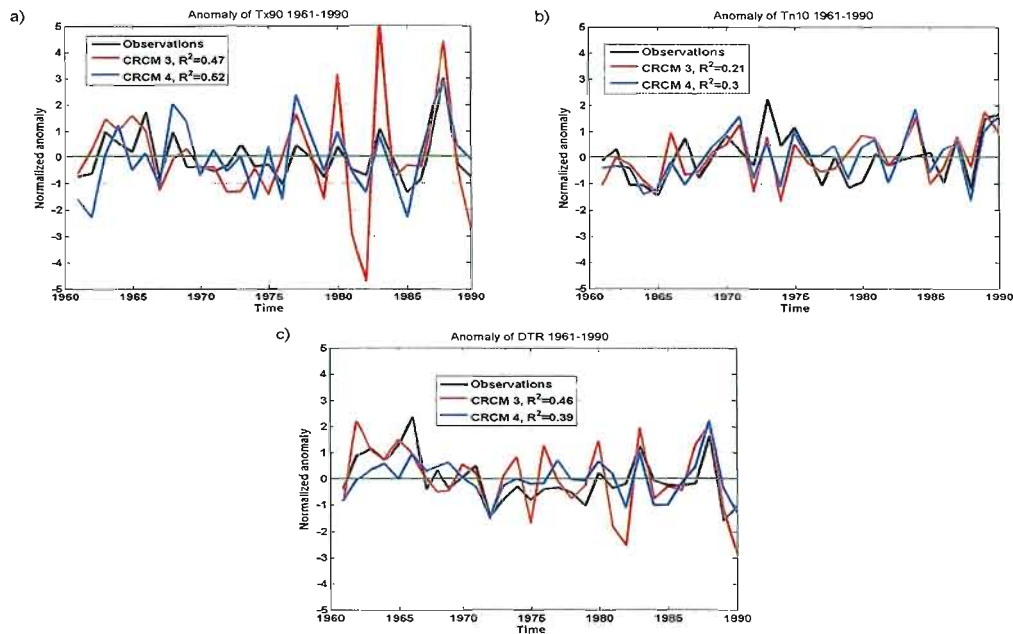


Figure 3.12. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for Region A.

In Figure 3.13, the interannual anomalies of wet days are better reproduced with the Ver4, especially during the 1980s. Similarly, the maximum of consecutive dry days are greatly improved with the more recent model ( $R^2=0.65$  instead of 0.53 with Ver3), as the latter better reproduces longer and shorter dry series during the entire three decades. For 90<sup>th</sup> percentile (figure 13c), no skill is suggested in both versions, i.e. the model cannot capture the interannual variability in observed extremes precipitation, mainly driven by spatial scale errors noted above. Hence, the new model is able to reproduce the occurrence of wet and dry series, but with existing problems for high intensity of precipitation, more variously influenced by local or regional effects, i.e. topography, or sub-grid scale physical processes within the model. As the summer is less regularly affected by synoptic cyclones than fall and winter seasons, the influence of large-scale is less pronounced and the regional effects dominate.

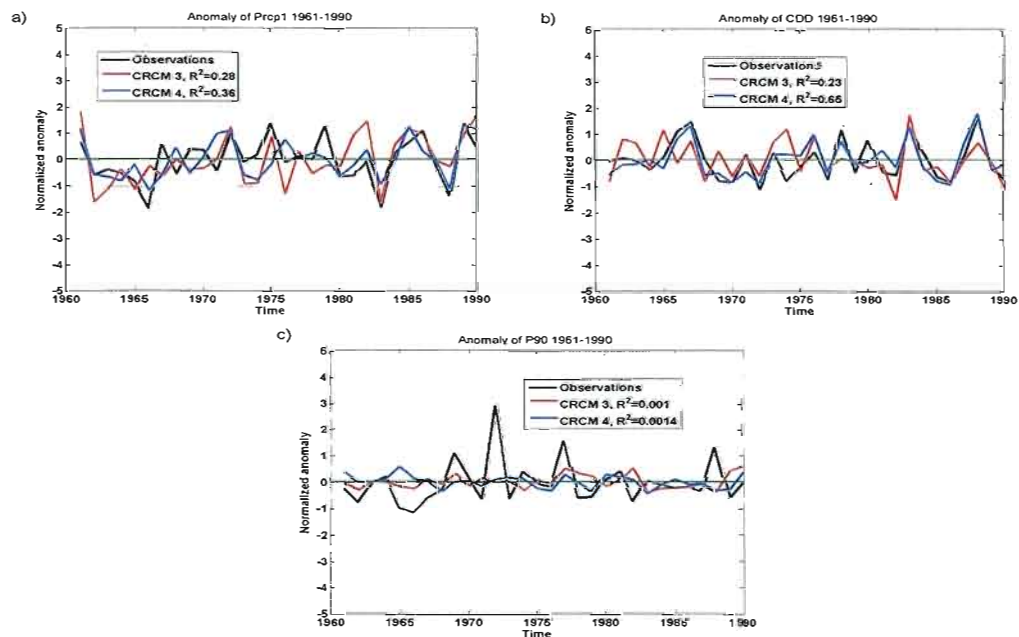


Figure 3.13. Normalized Anomaly for a) Precip1, b) CDD and c) P90 for Region A.

### 3.2 Intercomparison between the three regions

In this section, graphs of statistical criteria aggregated over each of the three regions A, B, and C defined in Figure 3.2, are compared among the basic variables and indices.

#### a) Basic Variables

Figure 3.14 shows the scatterplot of MAE vs. RMSE for Tmax, Tmin and Prec, computed over the three regions. Ver4 improves the general skills for the mean Tmax values in all the three regions (figure 3.14a). This reveals that the differences in Tmax simulated values between the two models is not function of the area, but the amplitude of the errors is, with better score in Region A than in regions C and B, in spite of higher elevation in the first region. The highest errors in Region B in both Tmax and Tmin suggest some potential unreliable regional processes simulated around the Great Lakes areas, i.e. from surface temperatures of the lakes or through sub-grid parameterization of the boundary layer and the surface scheme (mainly runoff and soil water content, and the canopy). For Tmin (figure 14b), Ver4 strongly decreases the differences among the regions, as the three regions present quite similar performance with reduced MAE and RMSE, in contrast with Ver3 for which large differences and values were revealed. In the new CRCM version, Region C presents the weakest errors, but the intercomparison of results confirms the general improvement of simulated Tmin over the three regions. This is not an artefact of the analyzed specific region (A), but a better representation of local physical processes (i.e. temperature and water content of the soil and diabatic fluxes) in Ver4. For Prec (figure 14c), systematic lower skill is suggested over the three regions in Ver4 versus Ver3. As revealed in these graphs, the errors increase in presence of mountainous areas (i.e. over the Region C, the MAE and RMSE are lower in the two model

versions), confirming the effect of topography on localized precipitation event, and on poorest statistics in mean precipitation over the whole area. In this latter case, the intermodel differences also increase between regions, but with a systematic two times larger RMSE with respect to MAE values, suggesting a general interannual anomalies problem over the three regions.

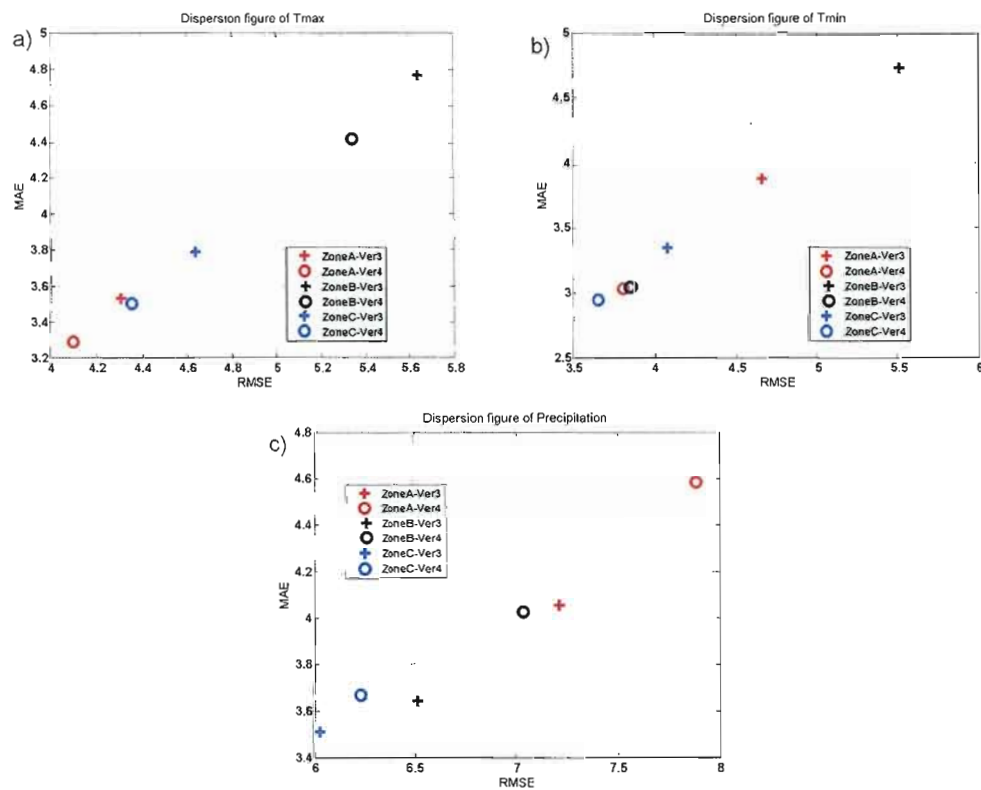


Figure 3.14. MAE vs RMSE for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for the three regions.

## b) Indices

Figure 3.15 shows the values of MAE vs. RMSE for the temperature indices, suggesting that the 90<sup>th</sup> percentile of Tmax is only improved significantly in Region C in Ver4 versus Ver3, as no coherent pattern is suggested in this extreme (inter model differences are not consistent) as Region B corresponds to larger statistical errors maybe due to exacerbated effects of excessive in drying conditions of the soil (i.e. plains in zone B vs. mountains in zone A) on hottest temperature in this area. For Tn10 (figure 3.15b), Ver4 outperforms systematically Ver3 over the three regions, with stronger improvement over regions B and C. Therefore, the last CRCM model has strongly decreased the differences in MAE and RMSE between these two last regions according to the previous model, suggesting a more robust simulated cold values over the three regions with respect to Ver3. For DTR (figure 3.15c), Ver4 reveals also a better skill with the exception in Region B. For this area, this poorly reproduces the daily range of temperature in spite of net improvement in both Tmax and Tmin values. This could be also due to problems in Tmax temporal interannual variability events over this region (anomalies not shown for Region B), as the lowest correlation coefficient was also obtained for Region A (as suggested in Figure 3.11).

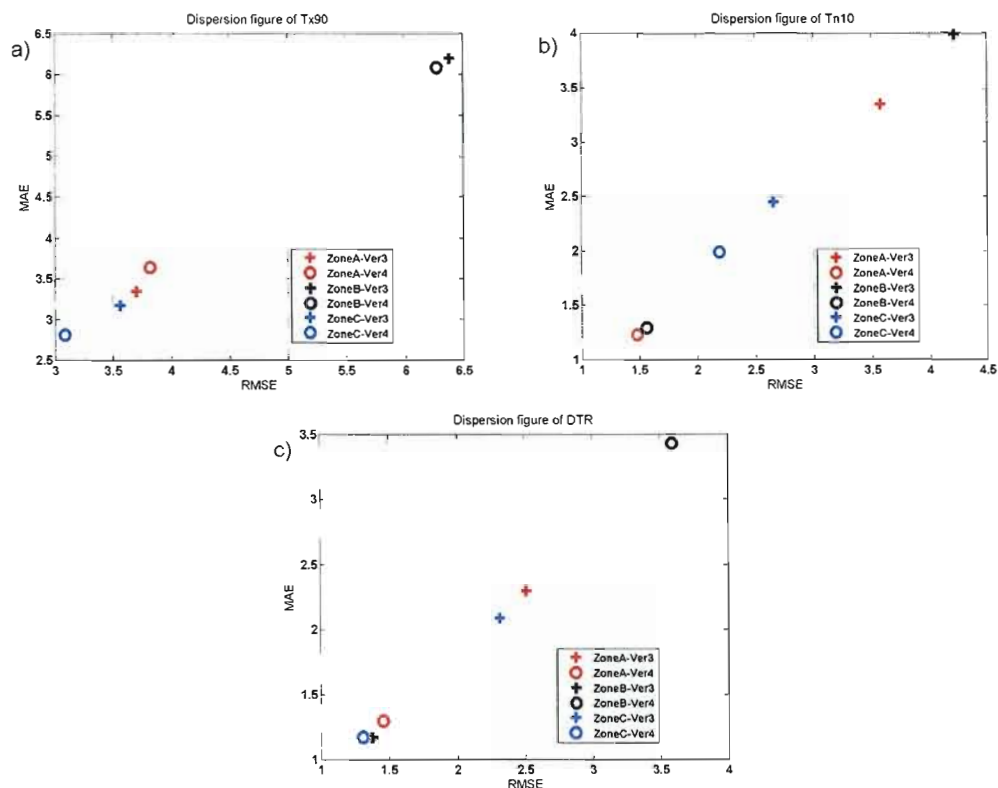


Figure 3.15. MAE vs RMSE for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for the three regions.

In Figure 3.16, the precipitation indices are shown, suggesting a systematic improvement with Ver4 over all regions for wet days and the maximum of consecutive dry days, but not for the 90<sup>th</sup> percentile of precipitation. For wet days (figure 3.16a), the errors are two times higher in Region C, as for the other two regions the performance with the new model is quite similar. For CDD (figure 3.16b), the skill is improved over the three regions with smaller differences between models as compared to Ver3. Again as for Prcp1, the best results are obtained over Region A. For P90 (figure 3.16c), the results suggest poorest simulated values in Ver4 than in Ver3 over the regions B and C, whereas Region A suggests no real differences between the two versions. Hence, model skills for extremes precipitation are not only function of the topography, in spite of the fact that the worst results appear over the

most heterogeneous Region A, but also a function of the surface temperature and humidity conditions.

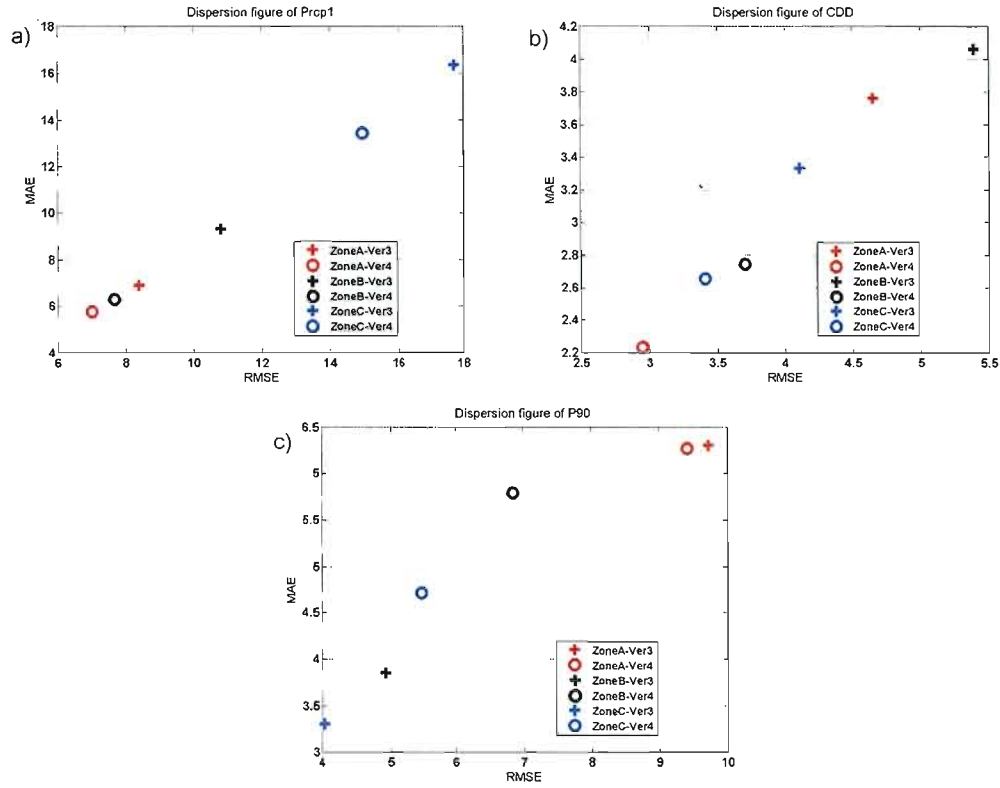


Figure 3.16. MAE vs RMSE for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for the three regions

As revealed in Figure 3.17 from the relative errors (i.e. RRMSE) for all the basic variables and indices over the three regions, the poorest results among variables are obtained for Tx90, DTR and P90, as well as for Region B. However, for this latter area, the improvement for Tmin between Ver3 and Ver4 is more important than in the other regions, associated also with a clear better skill for Tn10. For precipitation, for the three regions, RRMSE is almost constant. However, the performance of extremes precipitation strongly varies between the three regions, as for extremes of temperature and diurnal temperature range. The relative poorer results over Region B might

indicate that the errors come from other sources than soil characteristics or topography, but also potentially to the surface conditions of the Great Lakes area.

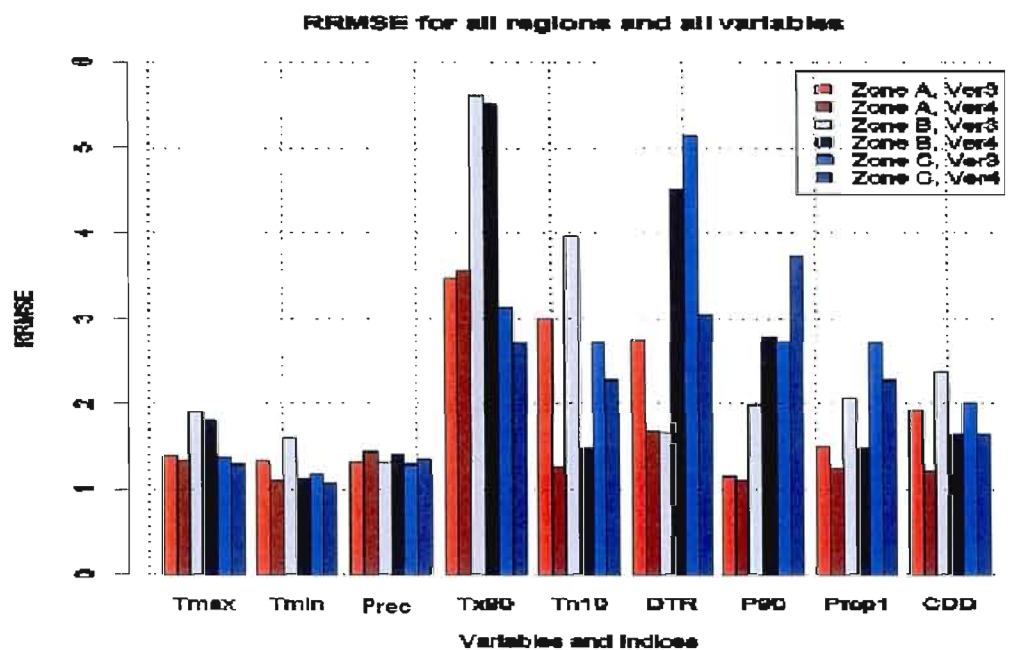


Figure 3.17. RRMSE for all variables and indices



## 4. DISCUSSION & CONCLUSION

### 4.1 Discussion

Results show that the new CRCM model version better simulates Tmin, Tn10, CDD and Prcp1, with no clear or systematic improvement for Tmax, DTR, Tx90, Prec, and P90, with this latter potentially degraded over the three regions. This improvement is mainly issued from a more sophisticated land-surface scheme that allows reproducing better the diurnal minimum temperature, and part of the surface energetic and water budget responsible for the well simulated infrared radiative loss. Furthermore in spite of the less conclusive improvement in mean and extreme Tmax values, the observed interannual variability is better captured in the new CRCM, i.e. the temporal distribution of extremes years (both negative and positive anomalies) during the 1980s. This suggests that the main regional subgrid-scale processes that are responsible for a large part of the summer daily hot/cold extremes are quite well simulated in the Ver4, when the model is driven by nearly perfect large-scale atmospheric conditions using reanalyses. At least, this suggests that the CRCM should respond to the large-scale atmospheric forcing in a realistic and in physical manner with an improved surface scheme, i.e. in a climate-change mode. However, some errors have been found in CLASS 2.7, but not evaluated, with regards to the computation of the soil temperature over bedrock and water fluxes.

Hence, our study confirmed the conclusions made by Schmidli (2006) and Haylock et al. (2006) over Europe, that there is a general tendency to simulate more correctly indices related to occurrence (e.g. Prcp1, CDD) than those characterizing intensity (e.g. P90 or intensity per wet day). They also find that the results are better for temperature than for precipitation, and better for mean values than extremes, as suggested in our case with poor results for heavy rainfall events.

Results from Region A shows that the higher topography increases the discrepancies in simulated values of some indices (P90, Tx90 and Tn10), that are directly affected by surface or elevated slope effects through diabatic process and orographic influence. Those are strongly related to the coarse horizontal resolution of the CRCM in which the topography is smoother than the observed one. However, in Region B where the topography is less variable and smaller than in Region A, Tx90 and P90 are less poorly reproduced compared to the Appalachians area. This might point towards an influence from the Great Lakes and the subsequent advection of water vapour. Therefore, as suggested in the stronger positive anomaly during the summer of 1972 in the Region A (but not in the other two regions, where the anomalies are less pronounced), the two CRCM versions are not able to reproduce events of very intense precipitation appearing during the course of June (between 22 to 26th of June) exceeding 150 mm/day in spite of the fact that those are partially attributed to large-scale influences. These last may be exacerbated at the regional scale through orographic or surface conditions influences, and difficult to capture at the coarse scale of 45 km. For example, the parameterizations of clouds remain closely linked to the resolution of the model as they are mainly sub-grid process. As shown in IPCC (2007), the differences between parameterizations are an important reason why global climate model results differ.

Also, inherent uncertainties in the assessment of the simulated frequency of wet days could come from the size of the observed data stations used during the interpolation procedure. As Region C give poor results for Prcp1, these higher apparent discrepancies in the CRCM can be nuanced, as those may be also linked with weaker density of observed stations per grid cells over this area, with respect to Region A where this density is the highest and the best results in the occurrence of precipitation are shown. In fact, as suggested in Osborn and Hulme (1997), the bias of wet-day frequency is larger than 10% when lesser than 15 stations per grid cell is used for the interpolation. Nevertheless, since the interannual variability of CDD and

Prcp1 are always better with Ver4, we can argue that the weakest errors of the models in the simulated occurrence of daily rainfall are not function of advection or lateral boundary large-scale forcings, but through better physical processes in links with better resolved surface conditions. In definitive, our study confirms the role of the soil and boundary-layer parameterization as a potential cause of errors in the precipitation occurrence, and not only for the extremes of precipitation or the low-level air temperature fields. IPCC (2007) have shown that these parameterization is the major cause for climate models sensitivity, especially boundary-layer clouds parameterization, which regulate the flow of radiation and in return the rate of evaporation of the soil.

Nevertheless in spite of the main outcomes of our study in the simulated extreme temperatures and precipitations, some further analysis of the uncertainties due the interpolation scheme is also needed (see analysis in Roy, 2008), as this contributes to potential underestimation of spatial and temporal variability of the considered variables over the three regions. Usually, the interpolation process smoothes the spatial discontinuities, and this is of prime importance when studying local extremes values. This affects primarily indices as P90, Tx90 and Tn10. Furthermore, the time scale of the interpolation procedure, from daily to seasonal scale, also influences the accuracy of precipitation indices. As for example, for the three precipitation indices, the distribution is shifted by about 50%, when the interpolation is made with daily precipitation data instead of seasonal interpolated values (see further details in Roy, 2008). For temperature, the temporal interpolation has lower influence, resulting in more robust conclusions than for precipitation. However, higher-order scheme of spatial interpolation should be tested in the future, using for example co-kriging, trivariate regression-kriging or trivariate thin plate splines (for more details on these techniques, see Boer et al., 2001 and Haylock et al., 2008). These methods involve adding external variable(s) to drive the interpolation towards a more realistic spatial analysis.

## 4.2 Conclusion

In this study, an assessment of summer extremes and variability simulated by the two versions of the CRCM has been compared and validated using kriging observed daily data, over three areas of northeastern US and southeastern Canada. A statistical analysis describing the absolute error, interannual variability have been undertaken to quantify the skill of the two models over three different climatic regions. Results show that:

- Minimum temperature is improved by the latest version over the three studied zones.
- Both models present a poor simulation of maximum temperature, despite good mean values for both models, which points out to a poor simulation of the natural variability of maximum temperature.
- Precipitation is not improved by the latest version and remains poorly simulated.
- Frequency and duration of extremes are well simulated by the two models with better skill with the latest version (4.1.1).
- Intensity indices show an important problem, especially for heavy rainfall and warm temperature. However, the skill of the latest version of the CRCM for coldest summer temperature is quite good.
- Interannual anomalies (Tmin, Tx90, Tn10, Precp1, CDD) are well simulated by the latest version of the model, especially for occurrence indices. For Prec, Tmax, DTR and P90, a decrease of performance is noted.
- On the other hand, the CRCM lacked skill in heavy rainfall, a symptom of crude sub-grid parameterizations that influence the generation of those extremes and coarse horizontal resolution.

The differences between the two versions of the models suggest that the addition of the new land-surface scheme helps for summer low temperature, as well as for the precipitation occurrence and frequency. Since heavy precipitations have more localized processes and complex phenomenon (from large and mesoscale influence), the effects of surface conditions are less obvious. The large difference in the total precipitation indicates that the hydrological cycle must be analyzed in details, as in Sushama et al. (2006), to better understand the main forcing factors influencing heavy precipitation events, as well as the effects of the convective scheme.

Other interpolation schemes can be evaluated in future work, to incorporate the effects of uncertainties in the CRCM evaluation (as suggested in recent works in ENSEMBLES, see Haylock, 2008). In the recent study of Hewitson and Crane (2005), a conditional interpolation scheme is used to explicitly take into account that the point observations represent a mixture of synoptic forcing shared with surrounding stations, and a response that is unique to the station. By creating an ensemble of synoptic patterns, they try to predict a more accurate interpolation of precipitation and their results show that this produces realistic values that are representative of the area average. Other approaches could be tested through the use of co-kriging or other high-level kriging. Hence, future works on the degree of confidence from the interpolation scheme should be undertaken to obtain a clear view on this source of uncertainty in the database used as reference. Also, a common source of similar quality control of homogenized procedure should be preferable to prevent the use of different level of uncertainties from the available observed datasets.

Future work must be done to further this type of extremes simulated indices with various sources of RCMs and driven conditions, i.e. from various AOGCM. The analysis of other indices and seasons will be helpful and their long-term persistence

and trends (i.e. in the future runs) analysis needed for impacts studies. The promising results for interannual anomalies should be analyzed over a longer period with available runs to see how the skill of the CRCM responds over long timescale and to analyze the capacity of the model to reproduce the observed variability and its associated climate regime in terms of wind, temperature and precipitation extremes during large-scale ENSO (El-Nino Southern Oscillation) or NAO (North Atlantic Oscillation) events. The study also suggests that the use of a regional model makes possible the analysis of processes that cause the occurrence and intensity of the extremes events from the understanding of the large-scale (i.e. boundary conditions) and mesoscale (i.e. mainly from reliable regional surface conditions) effects.

**Acknowledgments:** The authors would like to acknowledge the financial support from NSERC. We would to also acknowledge Ouranos for the access to the CRCM data (generated by the climate simulation team), and the support from Environment Canada and the Ministry of Environment in Québec for the access of observed datasets.

## CONCLUSION

La présente étude a permis d'évaluer le potentiel d'utilisation de deux versions (3.7.1 et 4.1.1) du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) pilotées en mode réanalyse, afin de reproduire les extrêmes observés en été (sur la période 1961-1990), ainsi qu'une partie du régime de précipitation et de températures au-dessus de trois régions de l'Est de l'Amérique du Nord (Sud et Nord des Grands Lacs et Pennsylvanie). La validation fut réalisée à l'aide de critères diagnostiques liés à la fréquence, l'intensité et la durée des événements de précipitation et de température, établis à partir de données quotidiennes simulées et comparés aux valeurs observées interpolées sur la grille du MRCC à 45km. Une interpolation à l'aide d'une méthode de krigeage ordinaire a été utilisée afin de spatialiser les données observées ponctuelles sur la grille du MRCC, en utilisant un ensemble de stations d'observations couvrant le Nord-Est de l'Amérique du Nord, issues du National Climate Data Center (US) et celles d'Environnement Canada et du Ministère de l'Environnement du Québec. Via l'usage de critères statistiques (MAE, RMSE et RRMSE), les distributions statistiques des indices de précipitation (jours humides, longueur maximum des séquences sèches et 90<sup>e</sup> centile de précipitation) et de température (90<sup>e</sup> centile de température maximum, 10<sup>e</sup> centile de température minimum et amplitude thermique diurne) ont été analysées en plus des champs moyens saisonniers, de même que la variabilité interannuelle de ces indices. Les principaux résultats obtenus sur les trois régions peuvent se résumer comme suit:

- La température minimale (moyenne saisonnière, 10<sup>ième</sup> centile) est améliorée par la version 4.1.1 sur les trois zones d'étude avec un RMSE moyen de 3,82 à 4,67°C pour les moyennes et de 1,48 à 3,58°C pour le 10<sup>ième</sup> centile;
- Les deux versions du modèle surestiment la température maximale (moyenne saisonnière, 90<sup>ième</sup> centile), malgré une valeur appropriée de la moyenne, ce

qui indique que le modèle, quelque soit la version, a de la difficulté à simuler la variabilité naturelle de la température maximale. Le RMSE moyen de 4,10 à 4,31°C pour les moyennes et de 3,70 à 3,82°C pour le 90<sup>e</sup> centile;

- La précipitation n'est pas améliorée par la dernière version du modèle, les totaux saisonniers moyens étant sous-estimés dans la version 3.7.1 et surestimé dans la version 4.1.1. Les erreurs RMSE pour la précipitation moyenne sont de l'ordre de 7,22 à 7,89 mm et de 9,42 à 9,72 mm pour le 90<sup>e</sup> centile de précipitations quotidiennes;
- L'amplitude thermique quotidienne présente une amélioration (critères statistiques) avec la version 4.1.1 et s'approche des observations, mais présente une dégradation en ce qui concerne la variabilité interannuelle, le RMSE moyen passant de 2,52 à 1,46°C;
- La fréquence et la durée des extrêmes (CDD, Prcp1) sont bien simulées par les deux modèles, avec une meilleure performance pour la dernière version;
- Les indices d'intensité sont mal simulés (Tx90, P90), en particulier pour les précipitations extrêmes (90<sup>ième</sup> centile), symptôme d'une paramétrisation trop grossière des processus (i.e. convection) générant ce type d'extrême;
- Les anomalies interannuelles sont bien simulées par la dernière version du modèle à l'exception des extrêmes de précipitation, suggérant que le modèle simule relativement bien les effets de forçages de grande échelle.

Ainsi avec la version du MRCC incluant le modèle de sol à trois couches (CLASS 2.7, Verseghy, 2000) plutôt que le simple modèle « bucket », le bilan de chaleur en surface semble être mieux reproduit (température nocturne et bilan radiatif avec IR associé). Les flux d'humidité sont ainsi mieux représentés, et leurs effets sur l'occurrence des jours de pluie s'en trouvent améliorés. Toutefois, les quantités de pluie reçues sont mal simulées quelque soit le modèle de surface. Une investigation plus poussée sur le contenu en eau du sol, les bilans énergétiques et radiatifs en



surface (diurnes), le couvert nuageux ainsi que des intensités de précipitation par jours de pluie (cf Haylock et al., 2006; Schmidli et al., 2007) devrait être poursuivie dans le but d'isoler les facteurs en cause dans les erreurs des températures chaudes durant la journée.

La comparaison entre les régions permet d'avoir une meilleure idée des différents facteurs influençant l'apparition des extrêmes. Les valeurs spatiales du RRMSE nous indique que les erreurs les plus importantes ne sont pas situées aux endroits de forte topographie, comme nous pourrions le penser a priori, mais plutôt situées sur la Région B, où la topographie est moins élevée et plus homogène qu'ailleurs. L'influence potentielle des Grands Lacs sur cette région pourrait être une des causes de ces erreurs importantes. De plus, sur la Région B, une augmentation du RRMSE pour le DTR, malgré une diminution du RRMSE du T<sub>min</sub> et T<sub>max</sub>, pourrait être due à une mauvaise prise en compte de l'effet des températures des Grands Lacs (températures de surface et/ou effet des lacs par l'entremise de l'advection de variables par les vents).

Pour tenter de réduire les erreurs d'interpolation causées par la topographie, Jeffrey et al. (2001) suggère de soustraire le champ moyen, contenant les effets dûs à la topographie, pour ensuite interpoler les anomalies quotidiennes. Ceci permettrait une meilleure prise en compte des effets de résolution et/ou de représentation des conditions orographiques dans le modèle, versus les effets des erreurs dues à la physique du modèle. Par ailleurs, une analyse plus approfondie s'avère nécessaire en ce qui concerne les erreurs causées par le schéma d'interpolation, notamment le choix d'une méthode de co-krigeage ou krigeage avec dérive externe afin de tenir d'une autre co-variable comme la topographie. De manière générale, le processus d'interpolation sous-estime la variabilité spatiale et temporelle de la variable étudiée, qu'on pourrait tenter de quantifier par une approche de type Monte Carlo (cf. Phillips et Marks, 1995). Pour les indices d'extrêmes tels que le P90, Tx90 et Tn10,

l'incertitude due à l'interpolation est d'autant plus élevée et le recours à une ou plusieurs méthodes pourraient s'avérer très utile (Haylock et al., 2008). Il serait important d'analyser si la variance imputée au modèle ne proviendrait pas en fait de l'interpolation. En observant les cartes de variance et d'erreur de l'interpolation (cf. annexe C), on peut voir que la calibration quotidienne du semi-variogramme ne peut se faire sans générer une incertitude importante. Les semi-variogramme de précipitation en particulier sont entachés d'incertitude puisque la partie du semi-variogramme qui précède la portée semble limitée à de très courtes distances. Le palier est atteint rapidement, suggérant une faible corrélation spatiale. Ceci devrait être analysé en détail dans de futurs travaux en utilisant d'autres techniques d'interpolation (i.e. co-krigeage, krigeage universel, krigeage résiduel, etc.).

Finalement, les données d'observations elles mêmes devraient faire l'objet d'une analyse plus poussée afin d'éliminer les valeurs aberrantes pouvant fausser l'interpolation, et/ou exacerber les divergences avec celles simulées par le MRCC. Jeffrey et al. (2001) propose dans ce cas d'effectuer deux interpolations. La première permettant d'éliminer les valeurs aberrantes grâce à la validation croisée, la deuxième étant l'interpolation une fois ces données éliminées. Plus simplement, un test sur les valeurs singulières pourrait suffire à isoler les valeurs erronées. Par ailleurs, les données d'observations utilisées proviennent de trois sources différentes, ayant chacune un contrôle de qualité différent, ce qui en soit est à l'origine d'une incertitude.

Des analyses subséquentes à l'aide des simulations du MRCC pilotées en mode climat (i.e. par les MCGs) devraient être poursuivies, pour confirmer les améliorations et les limites du modèle quant à la simulation des extrêmes en période estivale selon le type de forçage exercé aux frontières du modèle. De plus, d'autres saisons, notamment l'hiver devraient faire l'objet d'une attention particulière afin

d'analyser l'effet du schéma CLASS sur le régime de température de l'air de la surface, dans des conditions de sols gelés et/ou enneigés.

## BIBLIOGRAPHIE

- Abdella, K. et N. McFarlane. 1996. «Parameterization of surface-layer exchange coefficients for atmospheric models». *Boundary Layer Meteorology*, vol. 80, p. 223-248.
- Baillargeon, Sophie. 2005. «Le krigeage : revue de la théorie et application à l'interpolation spatiale de données de précipitations». Mémoire, Université Laval, 128 p.
- Barrow, E., B. Maxwell et P. Gachon. 2004. «Climate Variability and Change in Canada: Past, Present and Future», Climate Change Impacts Scenarios Project, National Report, Environment Canada, Meteorological Service of Canada, Adaptation Impacts Research Group, Atmospheric and Climate Sciences Directorate publication, Canada, 114 pp
- Becker, A., et H. Bugmann. 1997. «Predicting global change impacts on mountain hydrology and ecology: integrated catchment hydrology/ altitudinal gradient studies». IGBP Report, No. 43, IGBP Secretariat, Stockholm, Sweden.
- Beniston, M., et D. Stephenson. 2004. «Extreme climatic events and their evolution under changing climatic conditions». *Global and Planetary change*, vol. 44, p. 1-9.
- Beniston, M., et H. Diaz. 2004. «The 2003 heat wave as an example of summers in a greenhouse climate? Observations and climate model simulations for Basel, Switzerland». *Global and Planetary Change*, vol. 44, p. 73-81
- Blom, G. (1958). *Statistical estimates and transformed beta-variables*. John Wiley and Sons Inc., New York.
- Boer, E. P., K.M. de Beurs, et A.D. Hartkamp. 2001. «Kriging and thin plate splines for mapping climate variables». *Journal of Applied Geophysics*, vol. 3, p. 146-154.
- Bonsal, B.R. et T.D. Prowse. 2006. «Regional assessment of GCM-simulated climate over Northern Canada». *Arctic*, vol. 59, p. 115-128.
- Brochu, R. et R. Laprise. 2007. «Surface water and energy budgets over the Mississippi and Columbia river basins as simulated by two generations of the Canadian Regional Climate Model». *Atmosphère-Océan*, vol. 45 (1), p. 19-35.
- Caruso, C. et F. Quarta. 1997. «Interpolation methods comparison». *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 35, p. 109-126.
- Christensen, J.H., T.R. Carter, M. Rummukainen et G. Amanatidis. 2007. «Evaluating the performance and utility of regional climate models: the PRUDENCE project». *Climate Change*, doi:10.1007/s10584-006-9211-6.
- Coles S.G. 2001. *An introduction to statistical modeling of extreme values*. Springer Verlag, New York. MR 1932132 | Zbl 0980.62043
- Cressie, N. 1993. *Statistics for Spatial Data*. John Wiley and Sons Inc., New York.
- Cunnane, C. 1978. «Unbiased plotting positions – a review». *Journal of Hydrology*, vol. 37, p. 205-222.

- De Elia, R., D. Plummer, D. Caya, A. Frigon, H. Côté, M. Giguère, D. Paquin, S. Biner et R. Harvey. 2006. «Evaluation of uncertainties in the CRCM-simulated North American climate: nesting-related issues». *Climate Dynamics*, vol. 30, p. 113-132.
- De Elía R., D. Caya, H. Côté, A. Frigon, S. Biner, M. Giguère, D. Paquin, R. Harvey et D. Plummer. 2008. «Evaluation of uncertainties in the CRCM-simulated North American climate». *Climate Dynamics*, vol. 30, p. 113-132.
- Easterling, D. R., H. Diaz, A. Douglas, W. Hogg, K. Kunkel, J. Rogers et J. Wilkinson. 1999. «Long-term observations for monitoring extremes in the Americas». *Climate Change*, vol. 42, p. 285-308.
- Easterling, D. R., J. Evans, P.Y. Groisman, T. Karl, K. E. Kunkel et P. Ambenje. 2000. «Observed variability and trends in extreme climate events: A brief review». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, p. 417-425.
- ENSEMBLES, <http://ensembles-eu.metoffice.com/>
- Flato, G. M. et G. J. Boer. 2001. «Warming Asymmetry in Climate Change Simulations». *Geophysical Research Letters*, vol. 28, p. 195-198.
- Fiorino, M. 2007. <http://www-pcmdi.llnl.gov/>
- Frei C., J.H. Christensen, M. Déqué, D. Jacob, R.G. Jones et P.L. Vidale. 2003. «Daily precipitation statistics in Regional Climate Models: Evaluation and intercomparison for the European Alps». *Journal Geophysical Research*, vol. 108, (D3), 4124, doi:10.1029/2002JD002287.
- Gachon, P., A. St-Hilaire, T. Ouarda, VTV Nguyen, C. Lin, J. Milton, D. Chaumont, J. Goldstein, M. Hessami, T.D. Nguyen, F. Selva, M. Nadeau, P. Roy, D. Parishkura, N. Major, M. Choux et A. Bourque. 2005. *A first evaluation of the strength and weaknesses of statistical downscaling methods for simulating extremes over various regions of eastern Canada*. Sub-component, Climate Change Action Fund (CCAF), Environment Canada, Final report, Montréal, Québec, Canada, 209 pp.
- Gal-Chen, T. et R. C. Somerville. 1975. «On the Use of a Coordinate Transformation for the Solution of Navier-Stokes». *Journal of Computational Physics*, vol. 17, p. 209-228.
- Good, P., and J. Lowe. 2006. «Emergent behavior and uncertainty in multimodel climate projections of precipitation trends at small spatial scales». *Journal of Climatology*, vol. 27, no. 4, p. 357-375.
- Goodess, C. 2005. «Stardex: Downscaling climate extremes». Online: <http://www.cru.uea.ac.uk/projects/stardex>.
- Goyette, S., N. A. McFarlane et G. M. Flato. 2000. «Application of the Canadian Regional Climate Model to the Laurentian Great Lakes region: Implementation of a lake model». *Atmosphère-Océan*, vol. 38, p. 481-503.
- Groisman, P. T.R. Karl, D.R. Easterling, R.W. Knight, P.B. Jamason, K.J. Hennessy, R. Suppiah, C.M. Page, J. Wibig, K. Fortuniak, V.N. Razuvaev, A. Douglas, E. Førland et P.M. Zhai. 1999. «Changes in the probability of heavy

- precipitation: Important indicators of climatic change». *Climatic Change*, vol. 42, p. 243-283.
- Groisman, P., Richard W. Knight, Thomas R. Karl, David R. Easterling, Bomin Sun, et Jay H. Lawrimore. 2004. «Contemporary changes of the hydrological cycle over the contiguous united states: Trends derived from *in situ* observations». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 5, p. 64-85.
- Hagemann, S., B. Machenhauer, R. Jones, O. B. Christensen, M. Déqué, D. Jacob et P. L. Vidale. 2004. «Evaluation of water and energy budgets in regional climate models applied over Europe». *Climate Dynamics*, vol. 23, p. 547-607.
- Haylock, M. R., G. C. Cawley, C. Harpham, R. L. Wilby et C. Goodess. 2006. «Downscaling heavy precipitation over the UK: a comparison of dynamical and statistical methods and their future scenarios». *International Journal of Climatology*, vol. 26, p. 1397-1415.
- Hewitson, B. et R. Crane. 2005. «Gridded area-averaged daily precipitation via conditional interpolation». *American Meteorological Society*, vol. 18, p. 41-57.
- Hofstra, N., M. R. Haylock, M. New, P. D. Jones et C. Frei. 2008. «Comparison of six methods for the interpolation of daily European climate data». *Journal of Geophysical Research*, vol. 113, doi:10.1029/2008JD010100, in press.
- Huth, R. 2004. «Sensitivity of local daily temperature change estimates to the selection of downscaling models and predictors». *Journal of Climate*, vol. 17, p. 640-652.
- Iorio, J.P., P. Duffy, B. Govindasamy, S. Thompson, M. Khairoutdinov et D. Randall. 2004. «Effects of model resolution and subgrid scale physics on the simulation of precipitation in the continental United States». *Climate Dynamics*, vol. 23, p. 243-258.
- IPCC. 2007. *Climate Change 2007 - The Physical Science Basis*. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the IPCC.
- Jarvis, C., et Neil Stuart. 2001. «A Comparison among Strategies for Interpolating Maximum and Minimum Daily Air Temperatures. Part I: The Selection of "Guiding" Topographic and Land Cover Variables». *Journal of Applied Meteorology*, vol. 40, p. 1060-1074.
- Jeffrey, S. J., J.O. Carter, K.B. Moodie et A.R. Beswick. 2001. «Using spatial interpolation to construct a comprehensive archive of Australian climate data». *Environmental Modelling & Software*, vol. 16, p. 309-330.
- Jiao, Y. et D. Caya. 2006. «An investigation of summer precipitation simulated by the Canadian Regional Climate Model». *Monthly Weather Review*, vol. 134, no 3, p. 919-932.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds, Roy Jenne et Dennis Joseph. 1996. «The NCEP/NCAR 40-Year

- Reanalysis Project». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 77 no 3, p. 437-471.
- Karlsson, K.-G., U. Willén, C. Jones et K. Wyser. 2008. «Evaluation of regional cloud climate simulations over Scandinavia using a 10-year NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer cloud climatology». *Journal of Geophysical Research*, vol. 113, D01203, doi:10.1029/2007JD008658.
- Katz, R. et B. Brown. 1992. «Extreme events in a changing climate: Variability is more important than averages». *Climatic Change*, vol. 21, p. 289-302.
- Kimoto, M., N. Yasutomi, C. Yokoyama et S. Emori. 2005. «Projected changes in precipitation characteristics near Japan under the global warming». *Scientific Online Letters on the Atmosphere*, vol. 1, p. 85-88.
- Kistler, R., E. Kalnay, W. Collins, S. Saha, G. White, J. Woollen, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, M. Kanamitsu, V. Kousky, H. van den Dool, R. Jenne, M. Fiorino. 2001. «The NCEP-NCAR 50-year reanalysis: Monthly means CD-ROM and documentation». *Bulletin of American Meteorology Society*, vol. 82, p. 247.
- Laprise, R., D. Caya, G. Bergeron et M. Giguère. 1997. «The formulation of André robert mc2 (mesoscale compressible community) model». *Atmosphère-Océan*, vol. 35, p. 195-220.
- Laprise, R., D. Caya, M. Giguère, G. Bergeron, H. Côté, J.-P. Blanchet, G. J. Boer et N. McFarlane. 1998. «Climate and Climate Change in Western Canada as Simulated by the Canadian Regional Climate Model». *Atmosphère-Océan*, vol. 36, no 2, p. 119-167.
- Laprise, R., D. Caya, A. Frigon et D. Paquin. 2003. «Current and perturbed climate as simulated by the second-generation Canadian Regional Climate Model (CRCM-II) over north-western North America». *Climate Dynamics*, vol. 21, p. 405-421.
- Matheron, G. 1962. *Traité de géostatistique appliquée, Tome I*. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, no 14, Éditions Technip, Paris.
- Matheron, G. 1963a. Principles of geostatistics. *Economic Geology*, vol. 58, p. 1246-1266.
- Matheron, G. 1963b. *Traité de géostatistique appliquée, II : Le Krigeage*. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, no 24. Editions B. R. G. M., Paris.
- Meehl, G.A., F. Zwiers, J. Evans, T. Knutson, L. Mearns et P. Whetton. 2000. «Trends in extreme weather and climate events : Issues related to modelling extremes in projections of future climate change». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, no 3, p. 427-436.
- McFarlane, N., G. Boer, J.-P. Blanchet et M. Lazare. 1992. «The canadian climate centre second-generation general circulation model and its equilibrium climate». *Journal of Climate*, vol. 5, p. 1013-1044.
- Mearns, L., R. Katz et S. Schneider. 1984. «Extreme high-temperature events: Changes in their probabilities with changes in mean temperature». *Journal of climate and applied meteorology*, vol. 23, p. 1601-1613.

- Mearns, L.O., F. Giorgi, L. McDaniel et C. Shields. 1995. «Analysis of variability and diurnal range of daily temperature in a nested regional climate model: comparison with observations and doubled CO<sub>2</sub> results». *Climate Dynamics*, vol. 11, p. 193–209.
- Mearns, L. O., C. Rosenzweig, and R. Goldberg, 1997: Mean and variance change in climate scenarios: methods, agricultural applications, and measures of uncertainty. *Clim. Change*, 35, 367-396.
- Mearns, L.O., F. Giorgi, C. Shields et L. McDaniel. 2003. «Climate scenarios for the southeastern US based on GCM and regional modeling simulations». *Climatic Change*, vol. 60, p. 7-36.
- Mearns, L. O., R. Arritt, G. Boer, D. Caya, P. Duffy, F. Giorgi, W. J. Gutowski, I. M. Held, R. Jones, R. Laprise, L. R. Leung, J. Pal, J. Roads, L. Sloan, R. Stouffer, G. Takle et W. Washington. 2005. «NARCCAP, North American Regional Climate Change Assessment Program. 16th Conference on Climate Variability and Change, J6.10 (9-13 janvier 2005)
- Meehl, G. A., F. Zwiers, J. Evans, T. Knutson, L. Mearns et P. Whetton. 2000. «Trends in extreme weather and climate events: Issues related to modeling extremes in projections of future climate change». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, p. 427-436.
- Meehl, G.A. et C. Tebaldi. 2004. «More intense, more frequent and longer lasting heat waves in the 21st Century». *Science*, vol. 305, no 5686, p. 994-997
- Mekis, E. et W. Hogg. 1998. «Rehabilitation and analysis of canadian daily precipitation time series». *Atmosphère-Océan*, vol. 37, p. 53-85.
- Music, B. et D. Caya. 2007. «Evaluation of the hydrological cycle over the mississippi river basin as simulated by the canadian regional climate model (crcm)». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 8, no 5, p. 969-988.
- Myers, D.E. 1991. «Interpolation and Estimation with Spatially Located Data». *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 11, no 3, p. 209-228
- NARCCAP. <http://www.narccap.ucar.edu/>
- Osborn, T.J. et M. Hulme. 1997. «Development of a relationship between station and grid-box rainday frequencies for climate model evaluation». *Journal of Climate*, vol. 10, p. 1885-1908.
- Phillips, D.L. et D.G. Marks. 1996. «Spatial uncertainty analysis: propagation of interpolation errors in spatially distributed models». *Ecological Modelling*, vol. 19, no 1-3, p. 213-229.
- Plummer, D., D. Caya, A. Frigon, H. Coté, M. Giguère, D. Paquin, S. Biner, R. Harvey et R. de Elia. 2006. «Climate and climate change over North America as simulated by the Canadian RCM». *Journal of Climate*, vol. 19, p. 3112-3132.
- PRUDENCE. <http://prudence.dmi.dk/main.html>
- R Development Core Team. 2007. «R: A language and environment for statistical computing». *R Foundation for Statistical Computing*, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.



- Roy, P. 2008. «Analyse et validation des extrêmes et de la variabilité des températures et de la précipitation du modèle régional canadien du climat.» Mémoire, Université du Québec à Montréal, 127 p.
- Brochu, R. et R., Laprise. 2007. «Surface water and energy budgets over the Mississippi and Columbia river basins as simulated by two generations of the Canadian Regional Climate Model». *Atmosphère-Océan*, vol. 45, p. 19-35.
- Schär C., P.L. Vidale, D. Lüthi, C. Frei, C. Haeberli, M.A. Liniger et C. Appenzeller. 2004. «The role of increasing temperature variability in European summer heatwaves». *Nature*, vol. 427, p. 332-336.
- Schar, C. et G. Jendritzky. 2004. Hot news from summer 2003. *Nature*, vol. 432, p. 559-560.
- Schmidli, J., C. M. Goodess, C. Frei, M. R. Haylock, Y. Hundecha, J. Ribalaygua et T. Schmith. 2007. «Statistical and dynamical downscaling of precipitation: An evaluation and comparison of scenarios for the European Alps». *Journal of Geophysical Research*, vol. 112, D04105, doi:10.1029/2005JD007026.
- Scinocca, J. et N. McFarlane. 2004. «The variability of modelled tropical precipitation». *Journal of Atmospheric Science*, vol. 61, p. 1993-2015.
- Skelly, W.C. et A. Henderson-Sellers. 1996. «Grid box or grid point: what type of data do GCMs deliver to climate impacts researchers?». *International Journal of Climatology*, vol. 16, p. 1079-1086.
- Sushama, L., R. Laprise et M. Allard. 2006. «Modeled current and future soil thermal regime for North East Canada». *Journal of Geophysical Research*, vol. D18111, doi:10.1029/2005JD007027.
- Trangmar, B.B., R.S. Yost et G. Uehara. 1985. «Application of geostatistics to spatial studies of soil properties». *Advances in Agronomy*. Ed. N.C. Brady. Orlando: Academic Press Inc. vol. 38, p. 45-94.
- Tett, S., T. Johns et J. Mitchell. 1997. «Global and regional variability in a coupled AOGCM». *Climate Dynamics*, vol. 13, p. 303-323.
- UPA. 2005. <http://www.upa.qc.ca/fra/agriculture/portrait.asp>
- Vavrus, S., J.E. Walsh, W.L. Chapman et D. Portis. 2006. «The behavior of extreme cold air outbreaks under greenhouse warming». *International Journal of Climatology*, vol. 26, p. 1133-1147.
- Verseghy, D. 2000. «The canadian land surface scheme (class): Its history and future». *Atmosphère-Océan*, vol. 38, p. 1-13.
- Vincent, L., X. Zhang, B. Bonsal et W. Hogg. 2002. «Homogenization of daily temperatures over Canada». *Journal of Climate*, vol. 15, p. 1322-1334.
- Vincent, L. et É. Mekis. 2006. «Changes in daily and extreme temperature and precipitation indices for Canada over the twentieth century». *Atmosphère-Océan*, vol. 44, p. 177-193.
- WHO. 2003. «Climate change and human health - risks and responses». Summary. 2003, 37 pages [E] ISBN 92 4 159081 5
- Wilks, D.S. 1995. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences: an Introduction*, International Geophysics Series, vol. 59, Academic Press, 464 pp.

Yagouti, A., G. Boulet, L.A.Vincent, L. Vescovi et E. Mekis. 2008. «Observed changes in daily temperature and precipitation indices for Southern Québec, 1960-2005». *Atmosphère-Océan*, vol. 46, no 2, p. 243-256

## ANNEXE A

**L'influence de la résolution temporelle (i.e. données quotidiennes versus indices saisonniers) sur les distributions statistiques des indices interpolés spatialement**

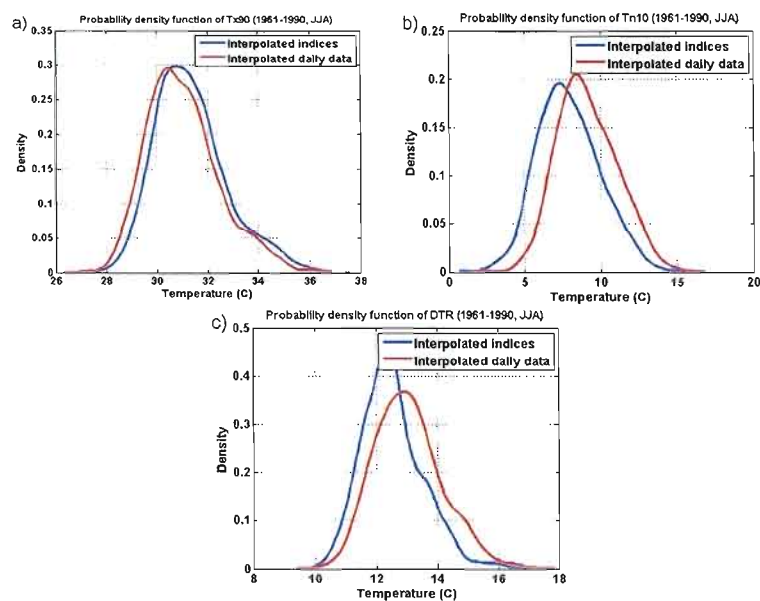


Figure A.1. Probability density function of a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR.

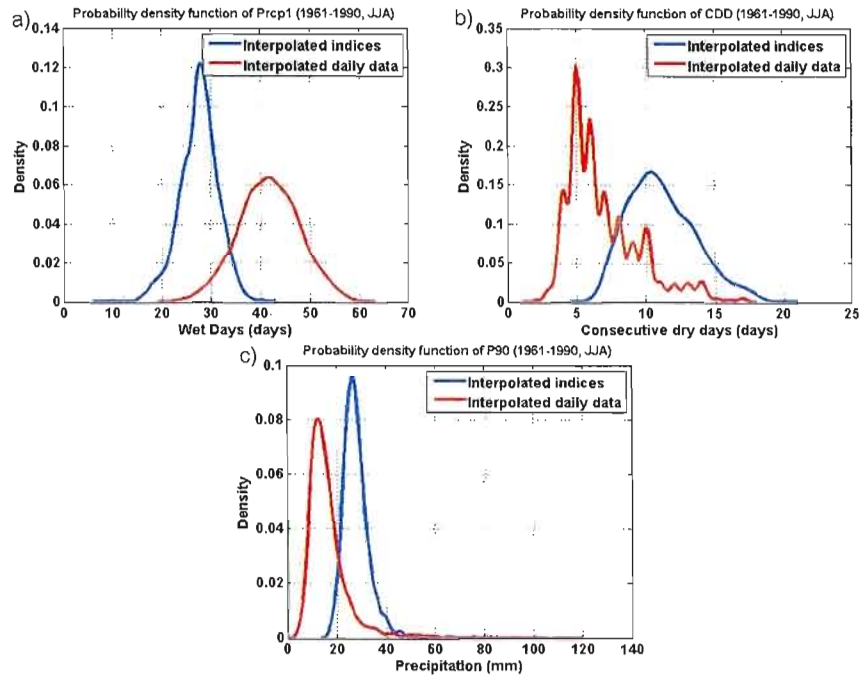


Figure A.2. Probability Density Function of a) Prcp1, b) CDD and c) P90.

## ANNEXE B

### Caractéristiques topographiques et densité de stations des zones B et C

#### Zone B:

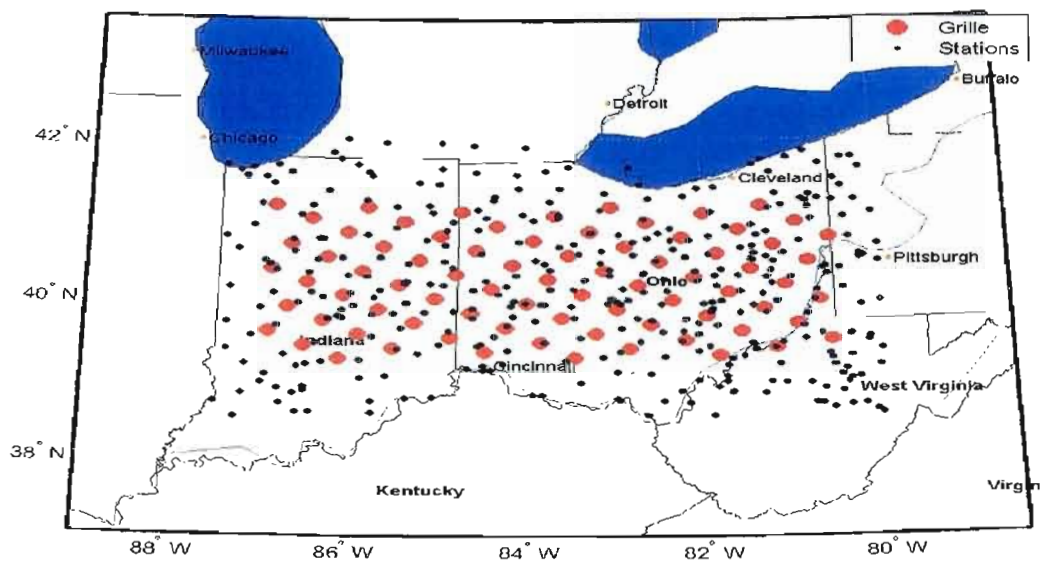


Figure B.1. Zone B, defined in figure 3.2.

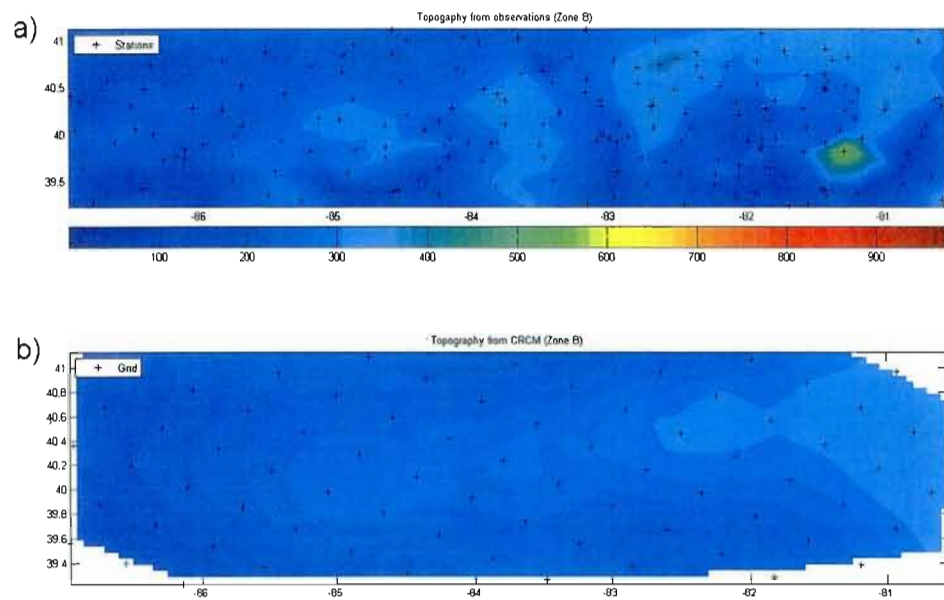


Figure B.2. The topography (in m) of zone B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b). CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 16-km.gridded topography).

	Observations (m)	CRCM (m)
Mean altitude	264.3	266.6
Standard deviation of altitude	84.4	35,9

Table B.1. Topographic characteristics of Zone B.

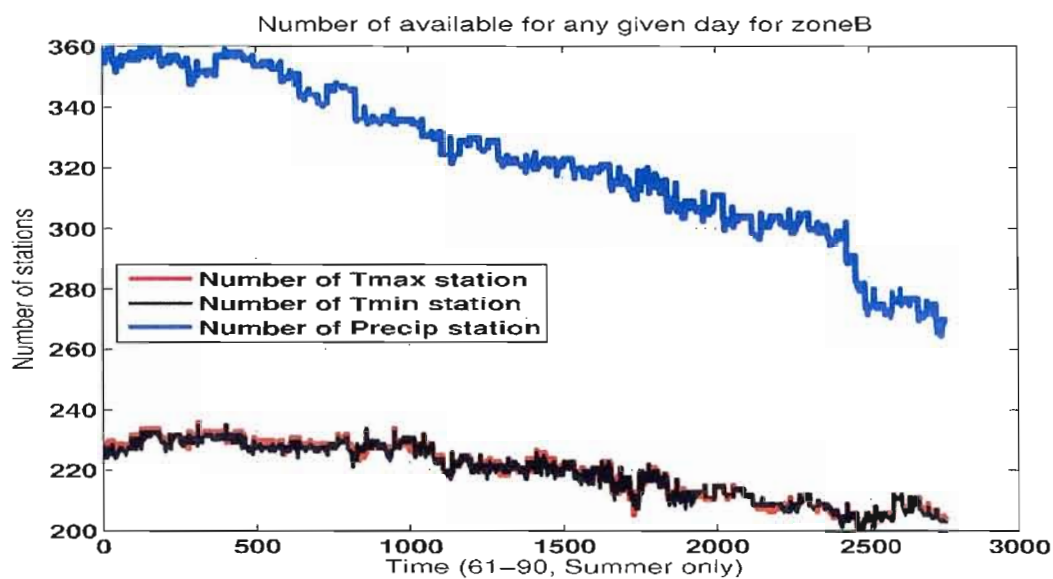


Figure B.3. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for zone B (from the NCDC data sources).

Zone C:

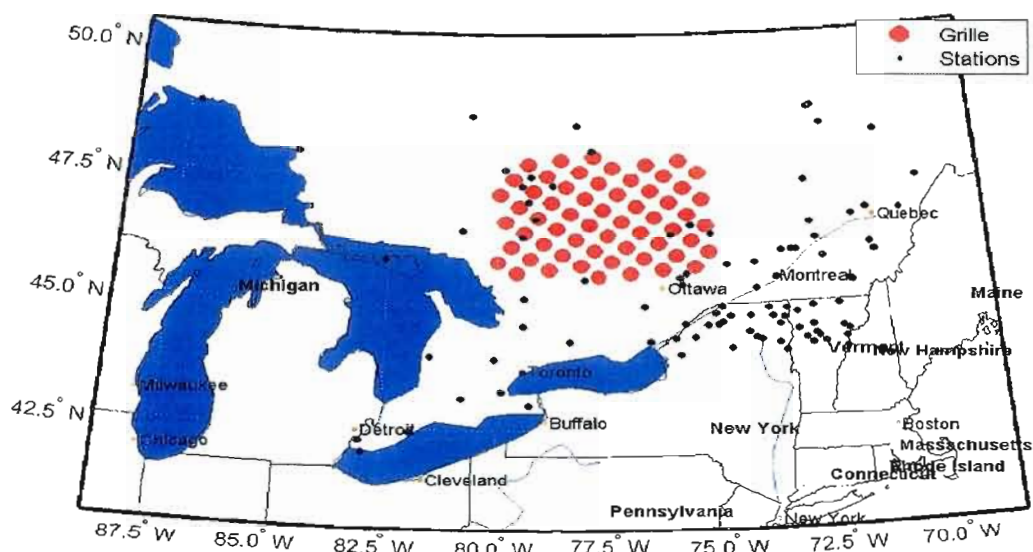


Figure B.4. Zone C, defined in figure 3.2.

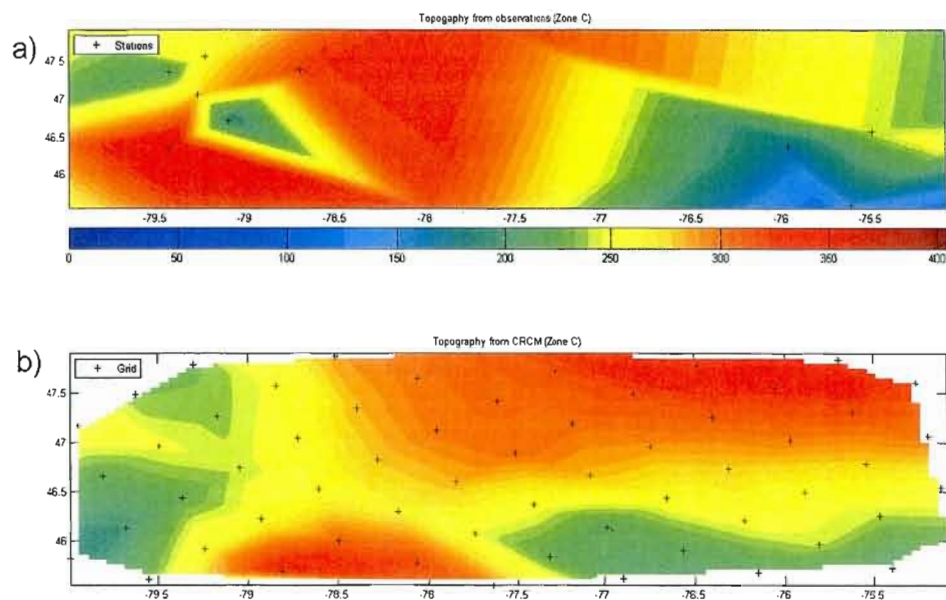


Figure B.5. The topography (in m) of zone B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b). CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 16-km.gridded topography).

	Observations (m)	CRCM (m)
Mean altitude	130.8	268.3
Standard deviation of altitude	98.4	40.7

Table B.2: Topographic characteristics of Zone C.



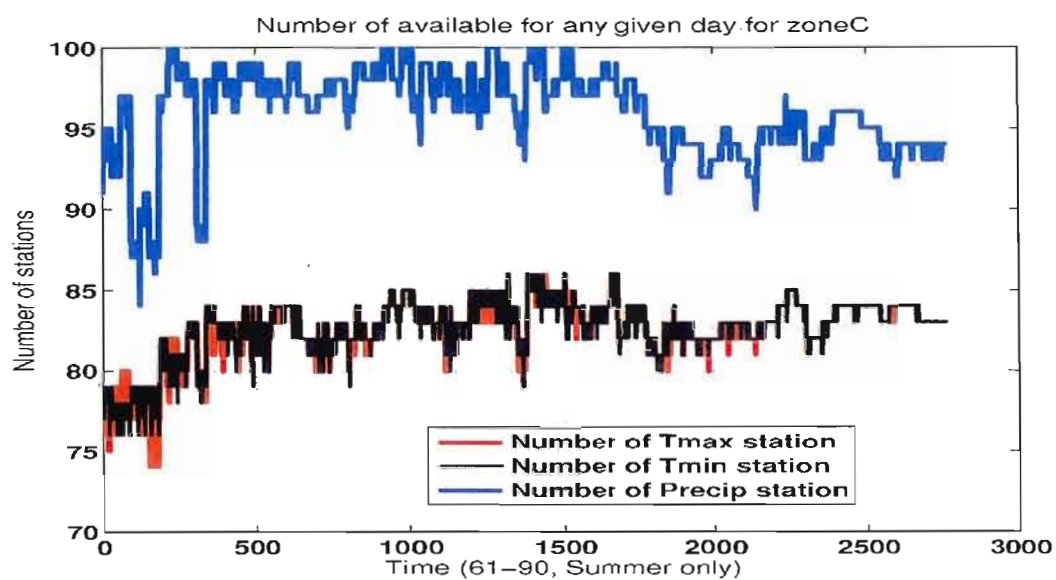


Figure B.6. Evolution of the number of stations during the 1961-1990 period for zone C (from the EC data sources, MENV data sources and NCDC data sources).

## ANNEXE C

Semi-variogrammes, erreurs et variances d'interpolation pour les trois régions (A, B et C) et les trois variables (Tmin, Tmax et Prec)

## Zone A

Tmax

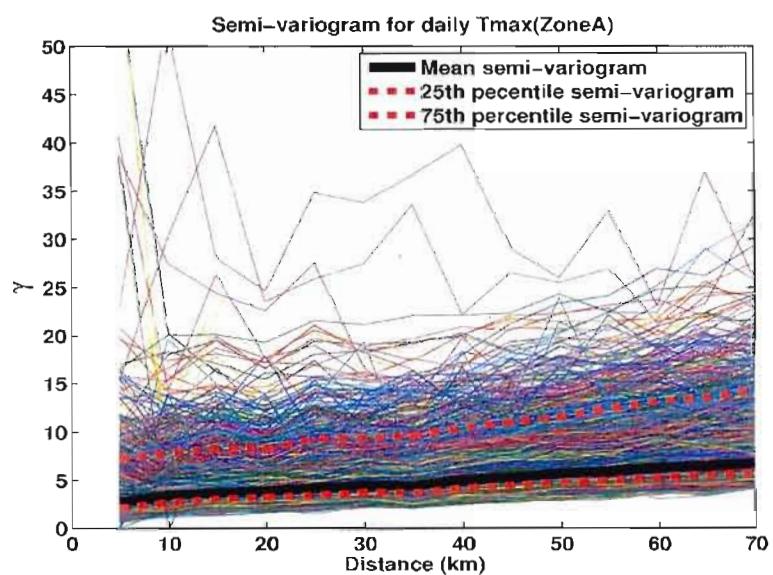


Figure C.1. Semi-Variogram for daily observed Tmax (Zone A).

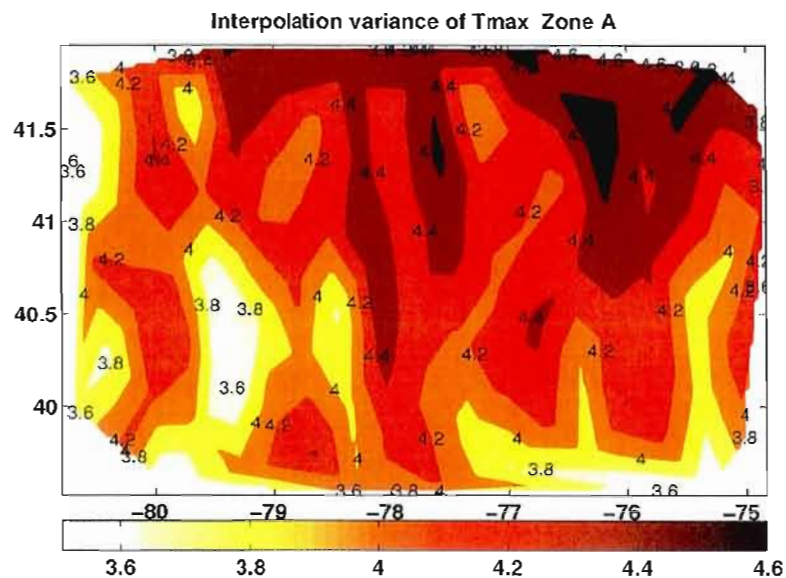


Figure C.2. Mean spatial Variance of kriged Tmax for Zone A.

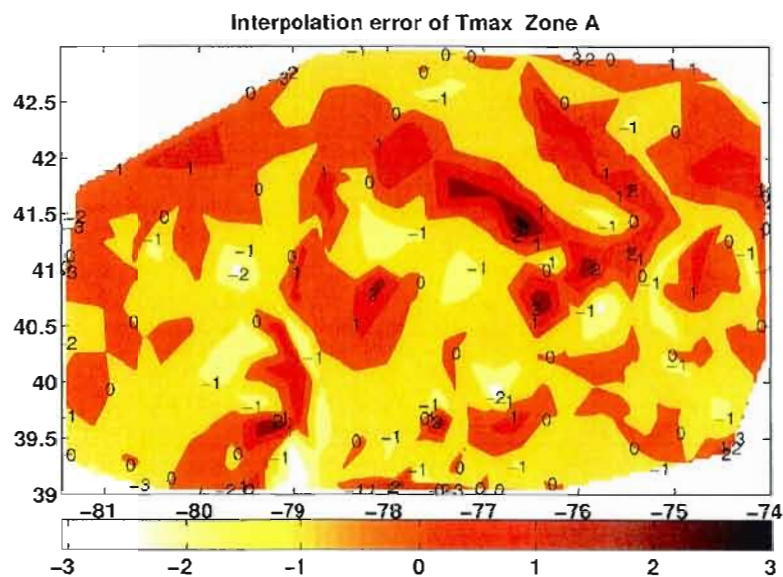


Figure C.3. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone A.

Tmin

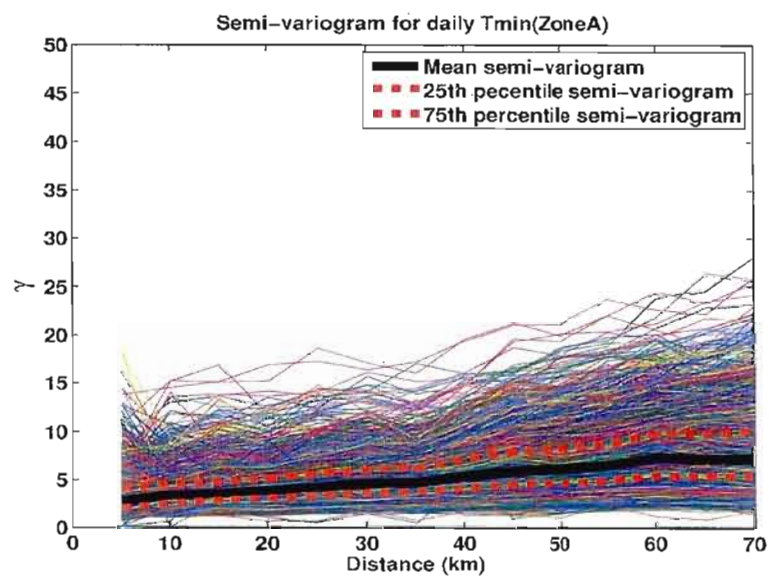


Figure C.4. Semi-Variogram for daily observed Tmin (Zone A).

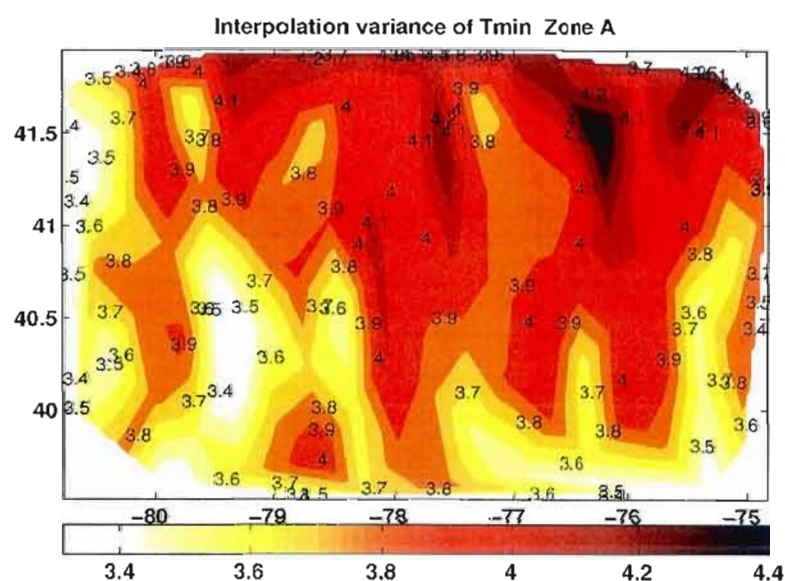


Figure C.5. Mean spatial Variance of kriged Tmax for Zone A.

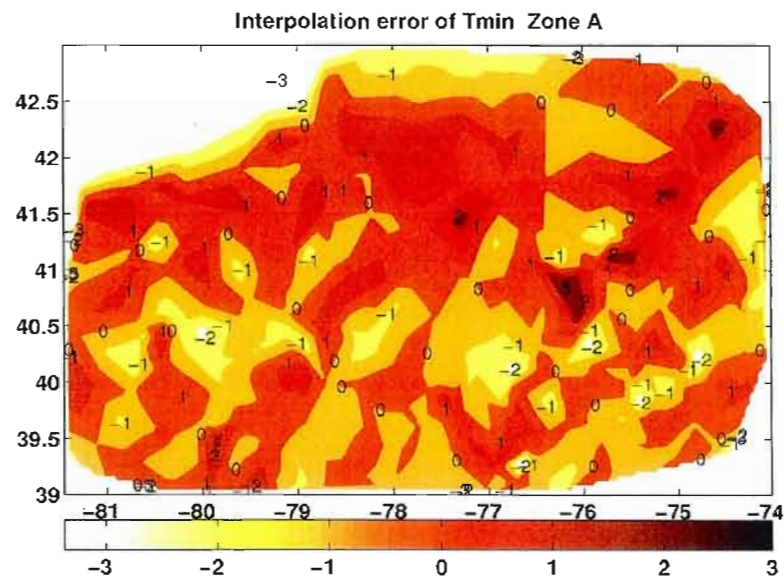


Figure C.6. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone A.

## Précipitation

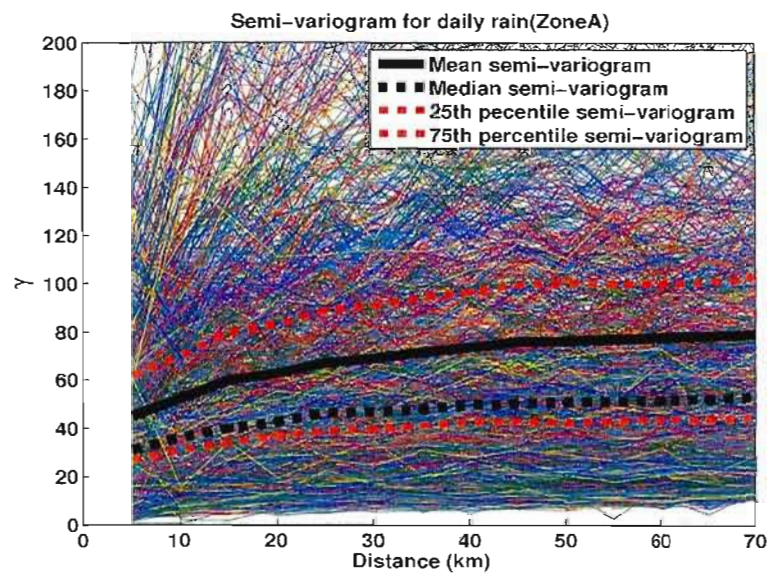


Figure C.7. Semi-Variogram for daily observed Precipitation (Zone A).



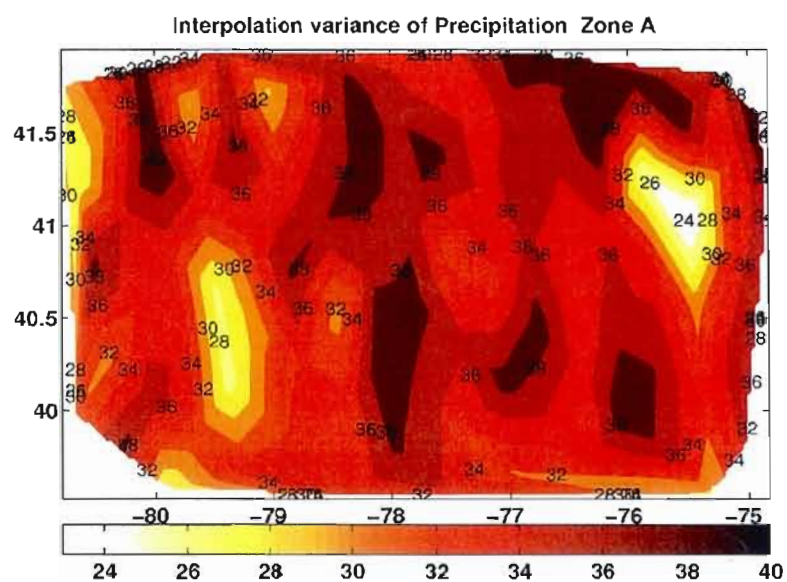


Figure C.8. Mean spatial Variance of kriged Precipitation for Zone A.

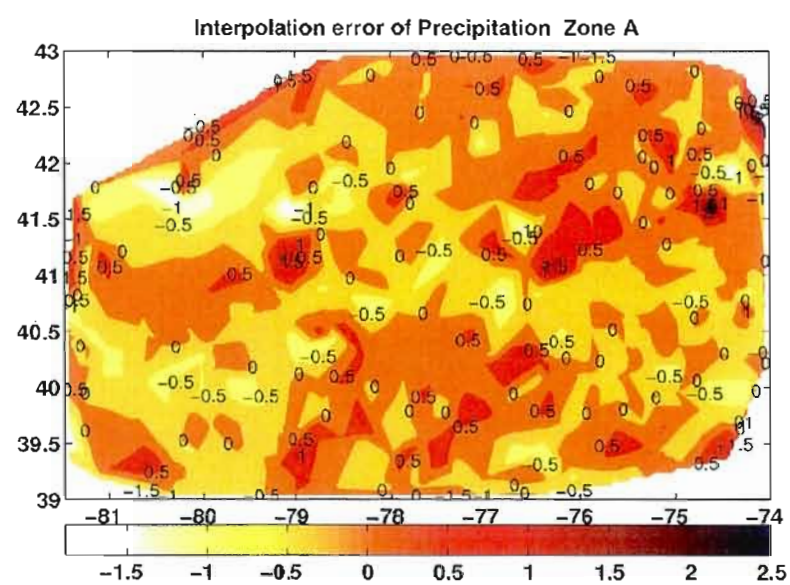


Figure C.9. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone A.

## Zone B

Tmax

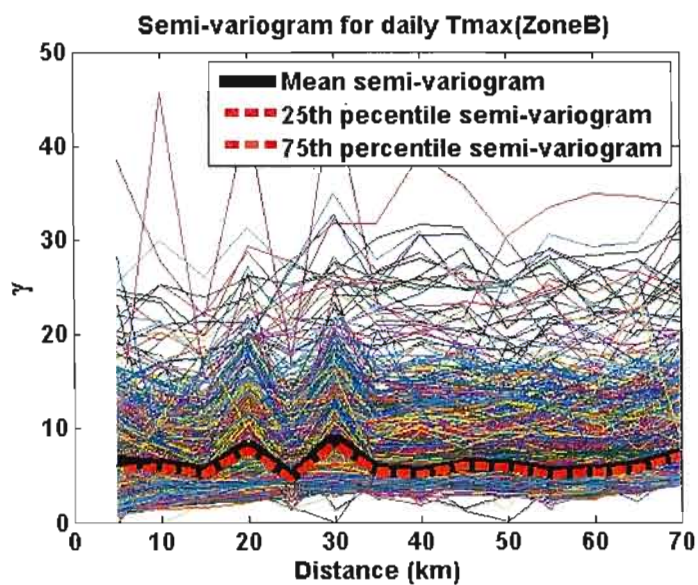


Figure C.10. Semi-Variogram for daily observed Tmax for Zone B.

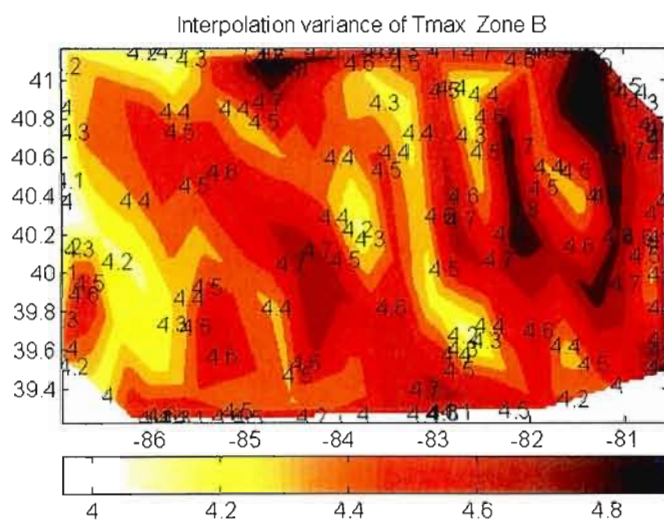


Figure C.11. Mean spatial variance of kriged Tmax for Zone B.

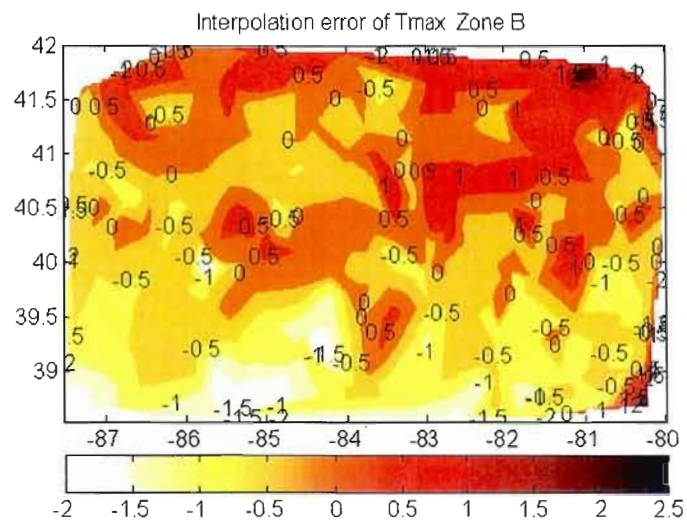


Figure C.12. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone B.

**Tmin**

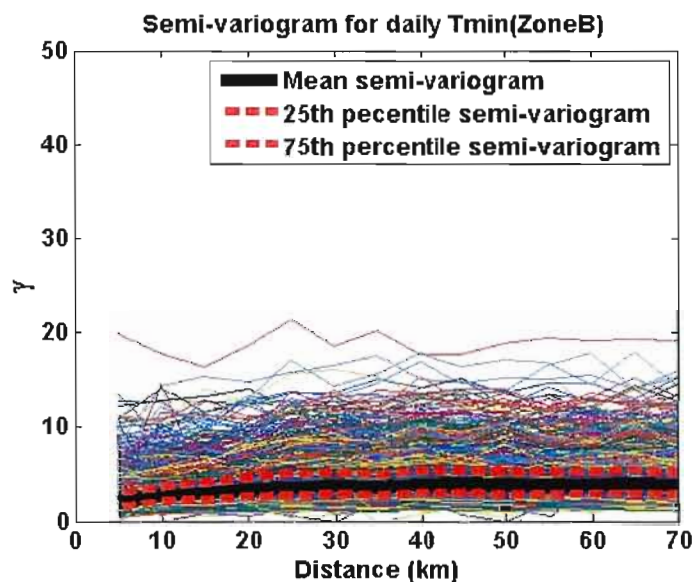


Figure C.13. Semi-Variogram for daily observed Tmin for Zone B.



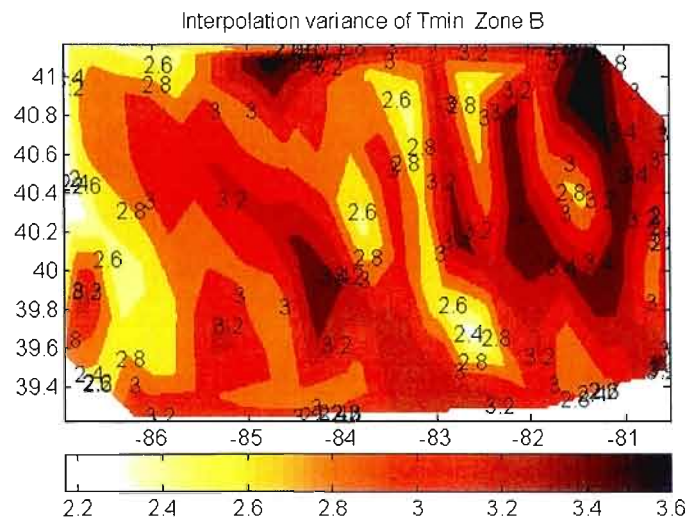


Figure C.14. Mean spatial variance of kriged Tmin for Zone B.

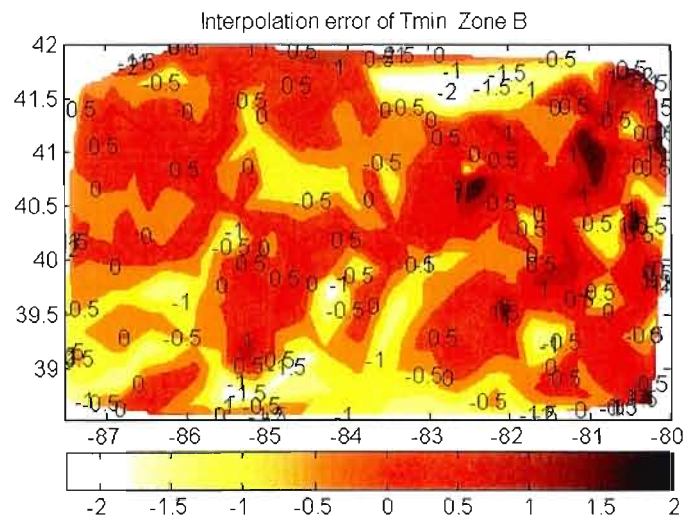


Figure C.15. Mean spatial Error of kriged Tmin for Zone B.

## Précipitation

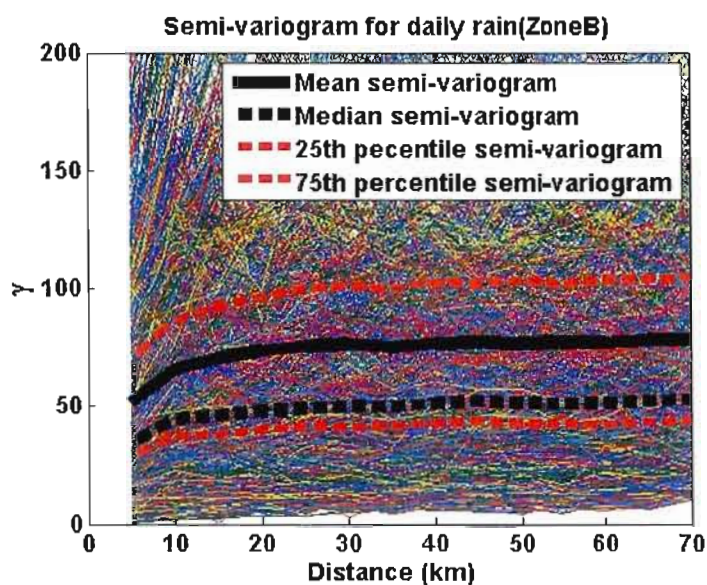


Figure C.16. Semi-Variogram for daily observed Precipitation for Zone B.

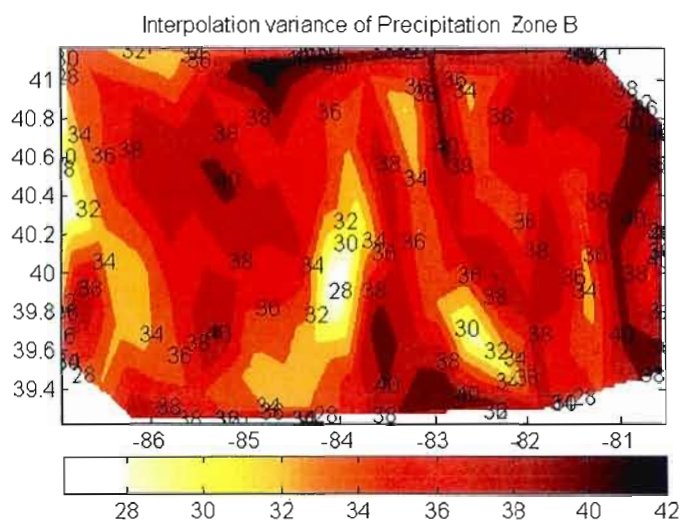


Figure C.17. Mean spatial variance of kriged Precipitation for Zone B.

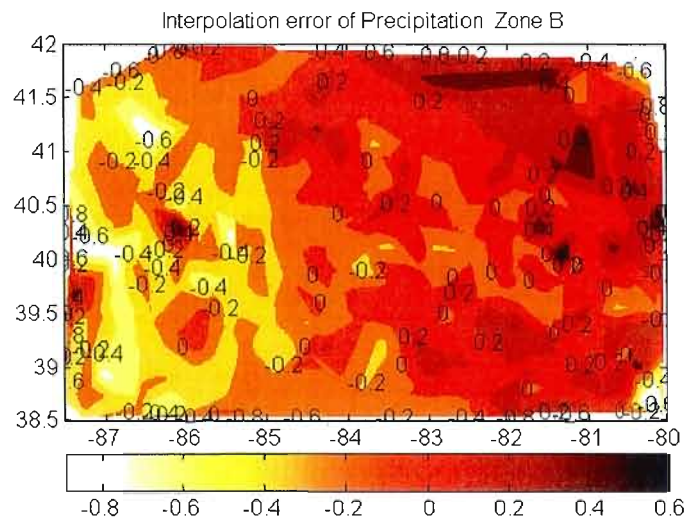


Figure C.18. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone B.

### Zone C

Tmax

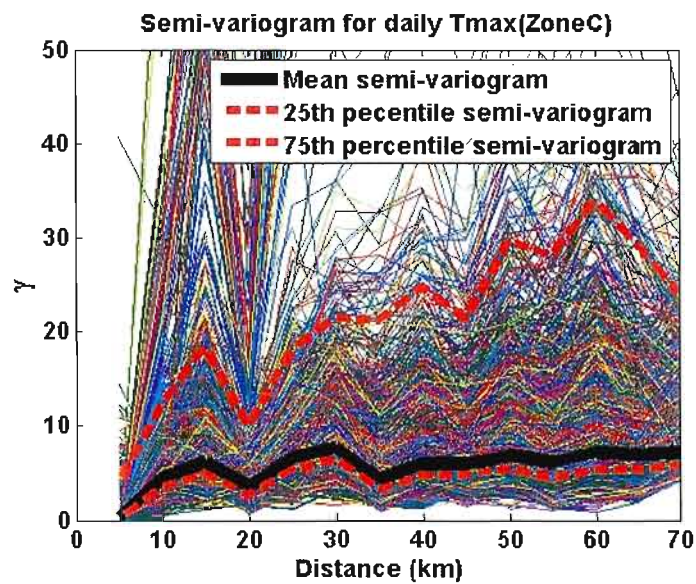


Figure C.19. Semi-Variogram for daily observed Tmax for Zone C.

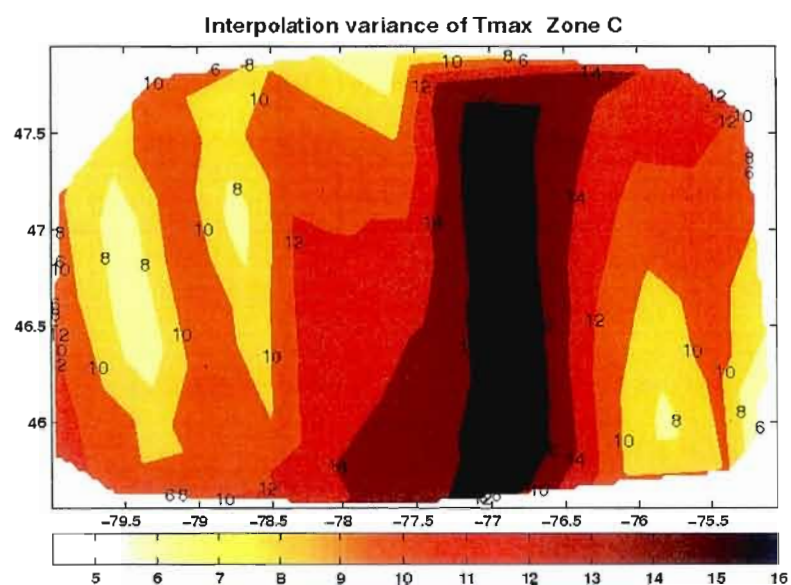


Figure C.20. Mean spatial variance of kriged Tmax for Zone C.

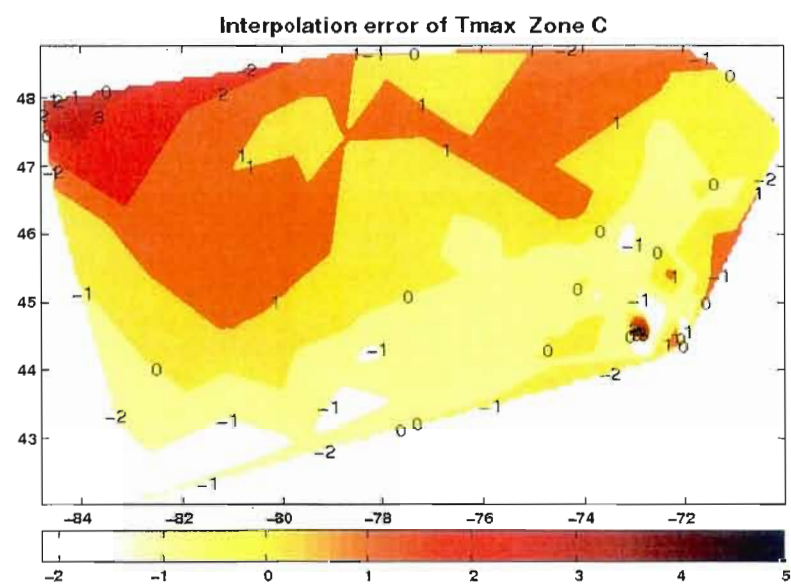


Figure C.21. Mean spatial Error of kriged Tmax for Zone C.



Tmin

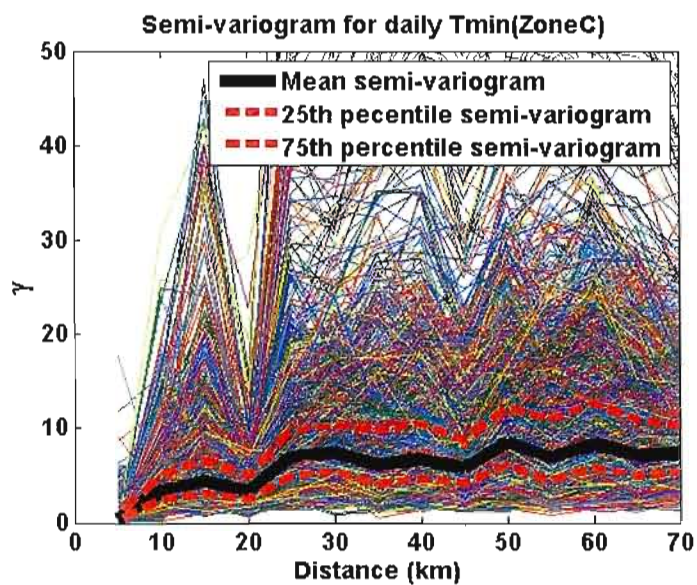


Figure C.22. Semi-Variogram for daily observed Tmin for Zone C.

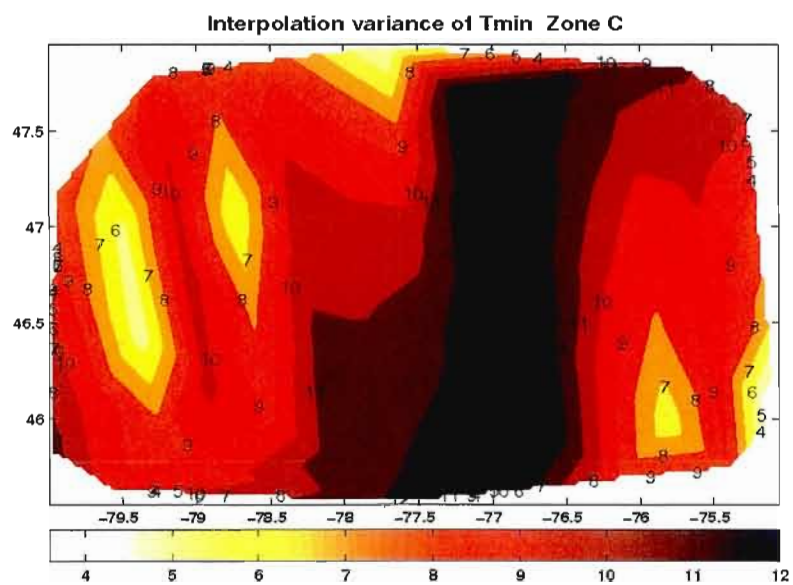


Figure C.23. Mean spatial variance of kriged Tmin for Zone C.

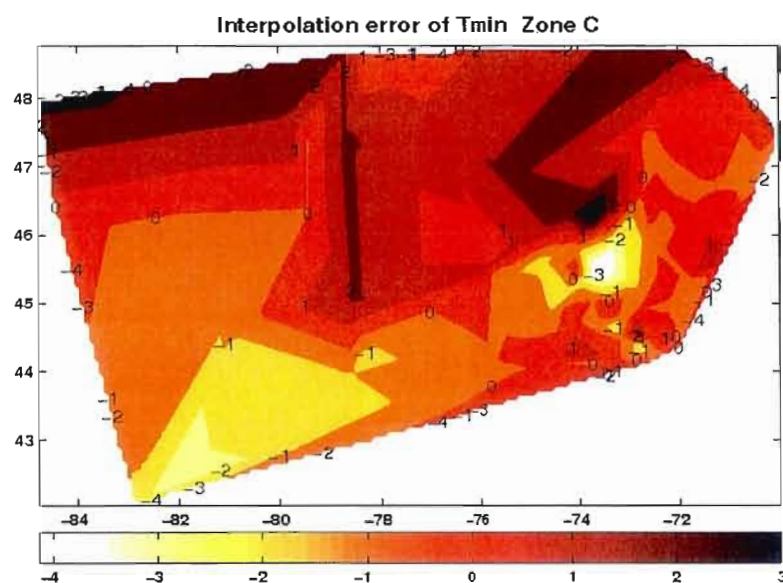


Figure C.24. Mean spatial Error of kriged Tmin for Zone C.

## Précipitation

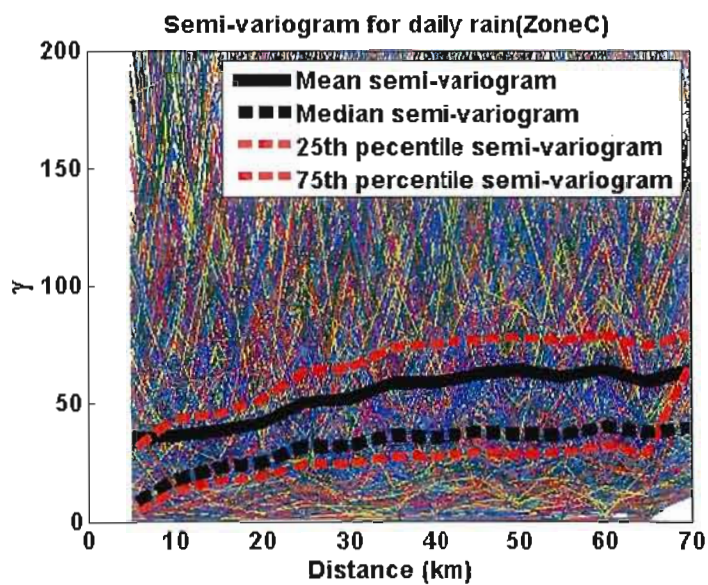


Figure C.25. Semi-Variogram for daily observed Precipitation for Zone C.

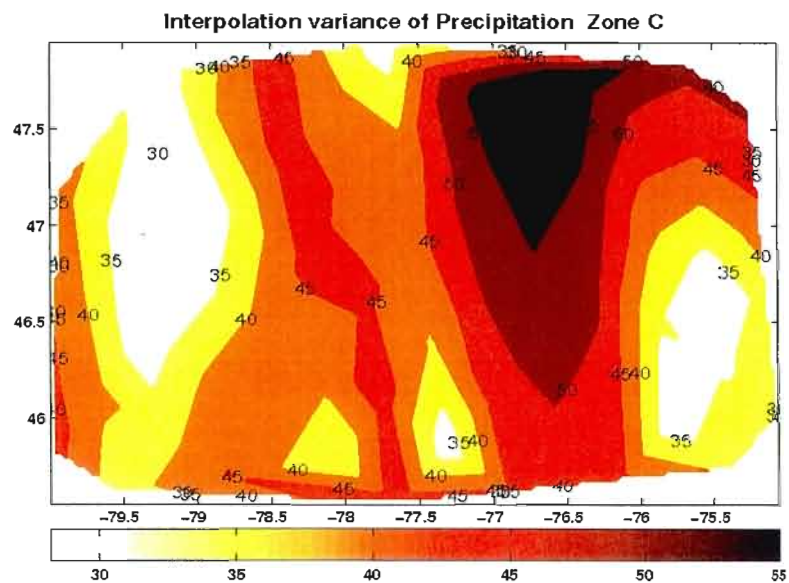


Figure C.26. Mean spatial variance of kriged Precipitation for Zone C.

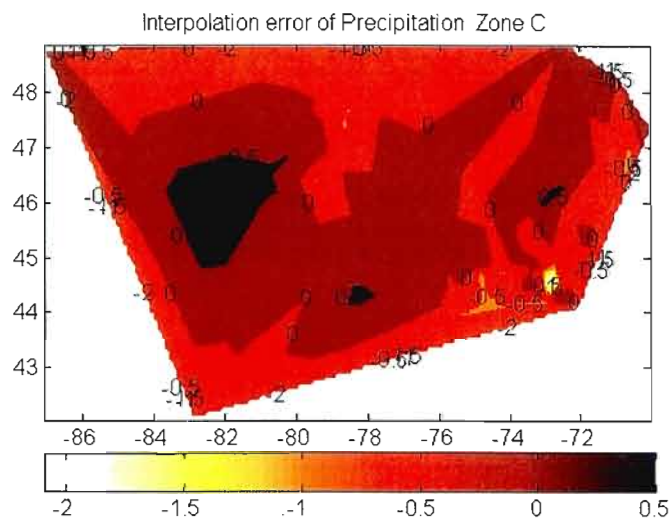


Figure C.27. Mean spatial Error of kriged Precipitation for Zone C.

## ANNEXE D

# Résultats : erreurs statistiques, distributions spatio-temporelle et variabilité interannuelles pour des zones B et C

## Spatial distribution of errors

### Zone B

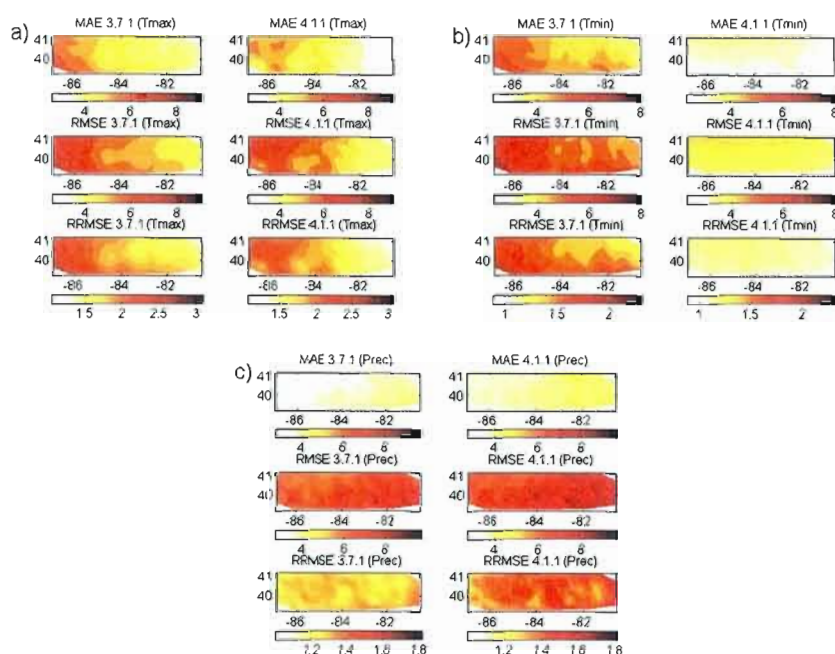


Figure D.1. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.



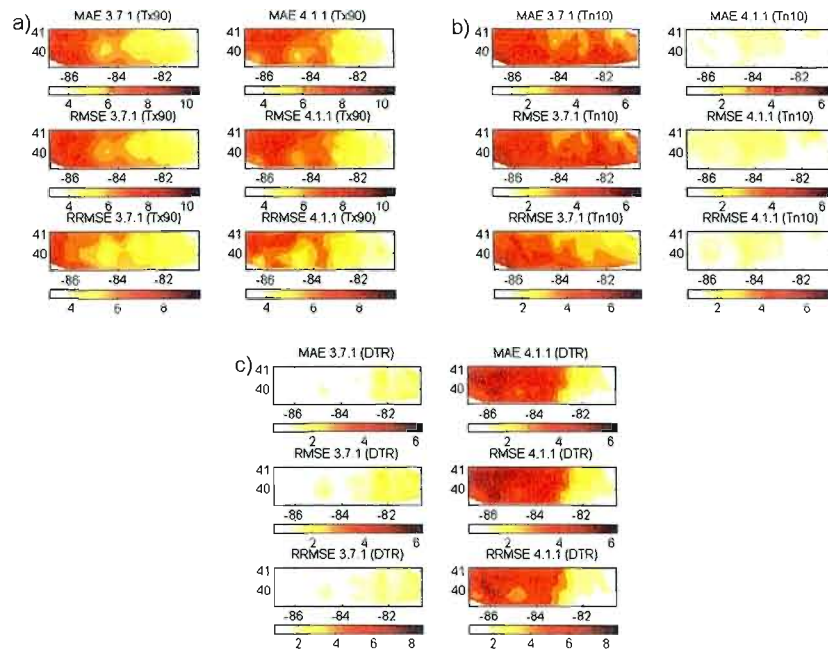


Figure D.2. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.

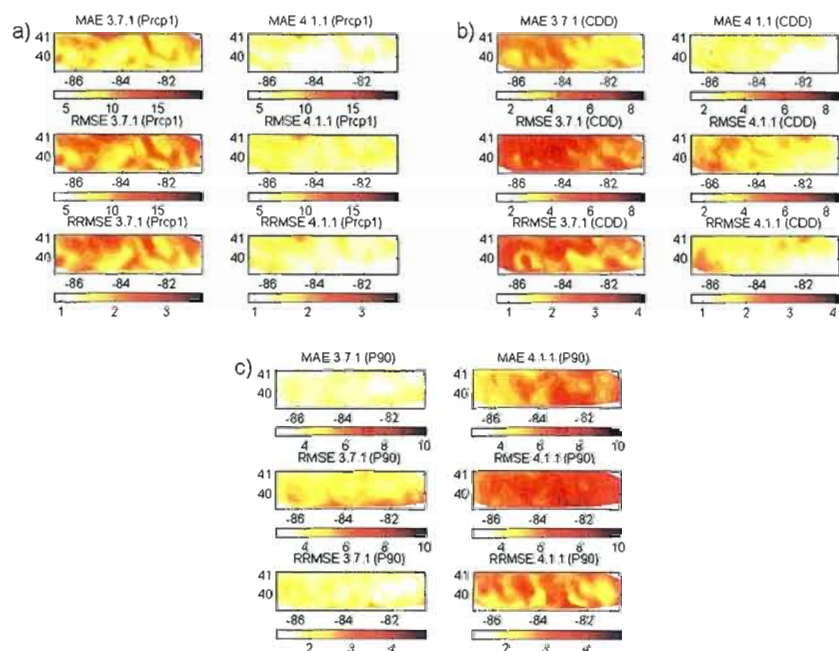


Figure D.3. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region B for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.

## Zone C

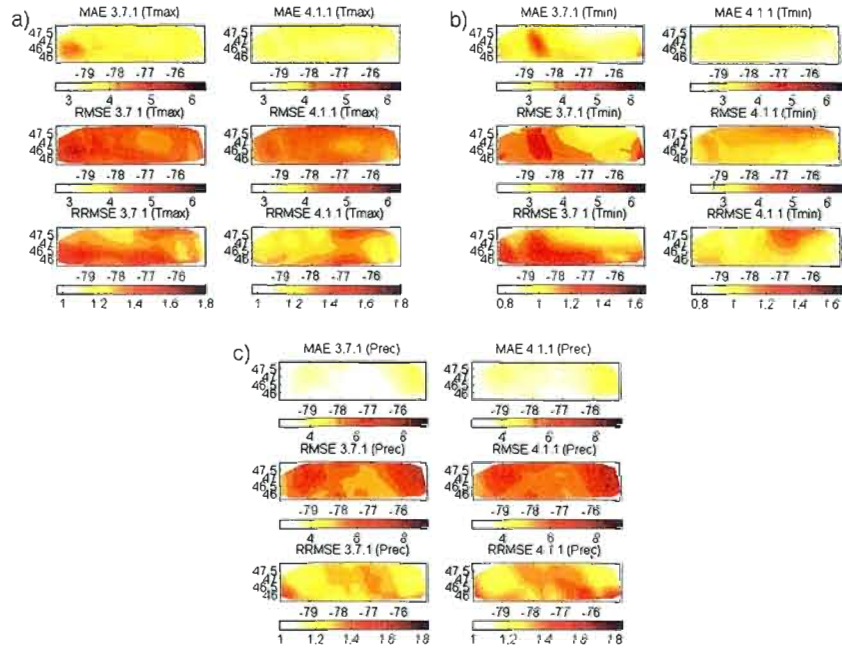


Figure D.4. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Tmax, b) Tmin, and c) Prec. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.

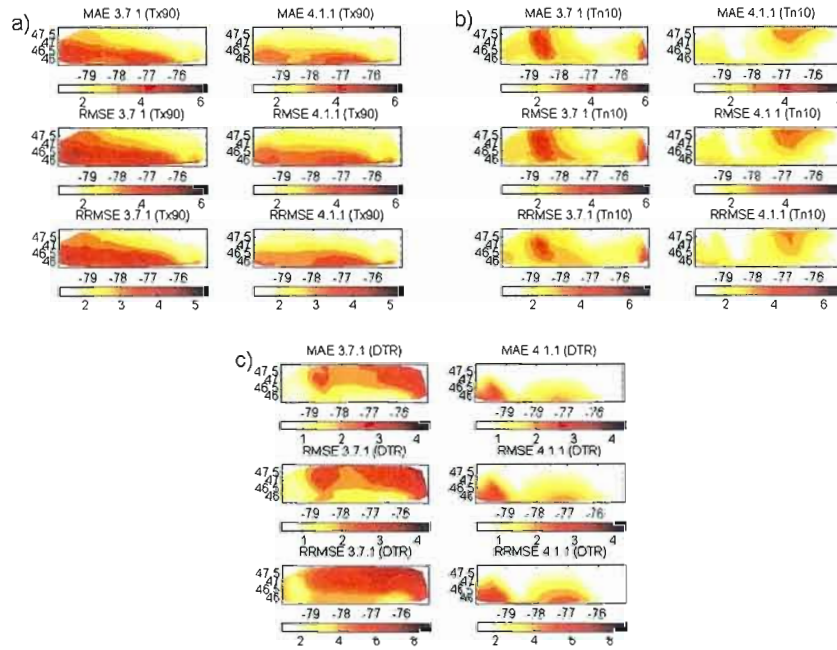


Figure D.5. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Tx90, b) Tn10, and c) DTR. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.

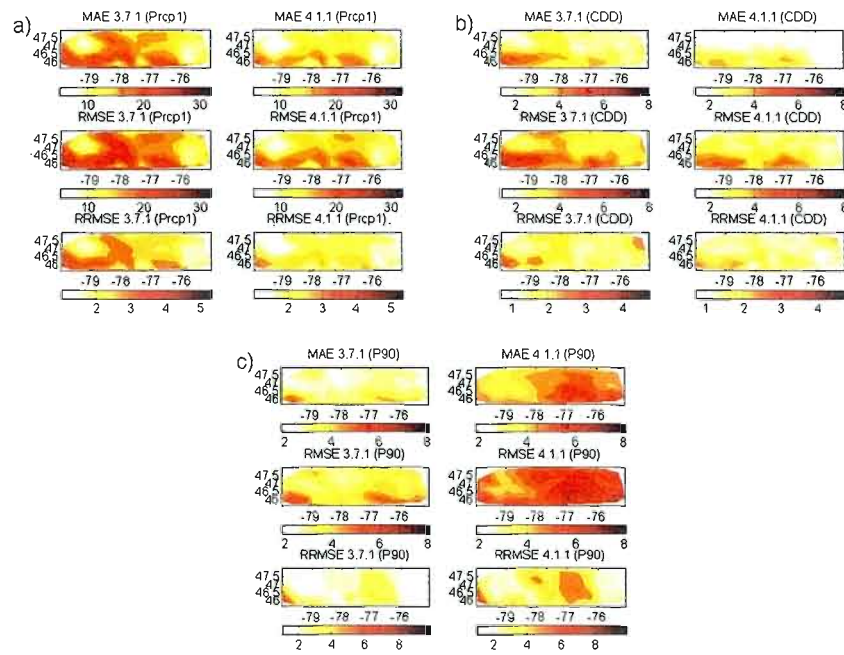


Figure D.6. Maps of the MAE, RMSE and RRMSE statistical criteria over the region C for a) Prcp1, b) CDD, and c) P90. All criteria are computed over the whole summer season between 1961 and 1990 period.

## Interannual variability

### Zone B

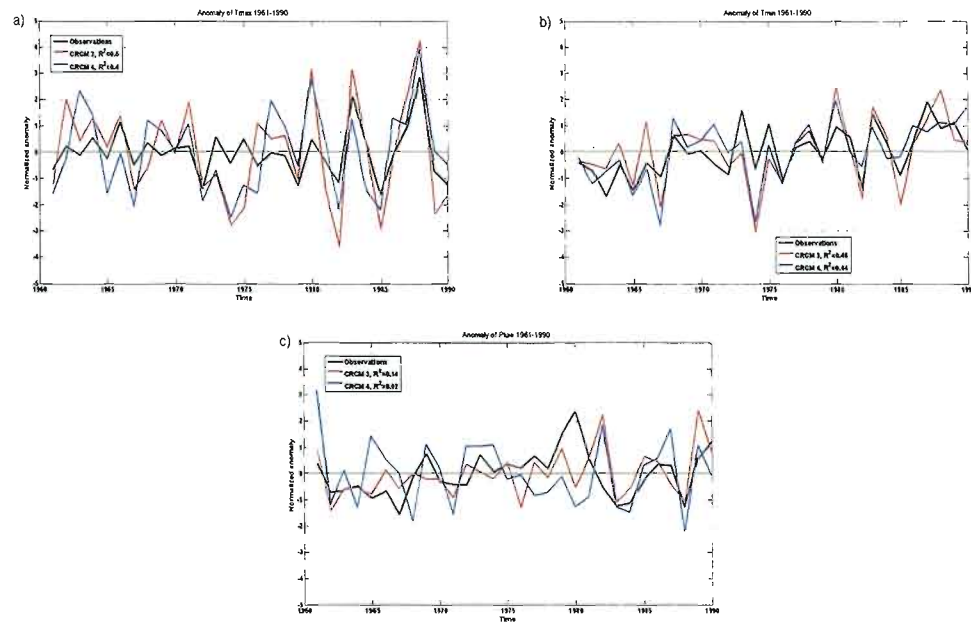


Figure D.7. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for zone B.

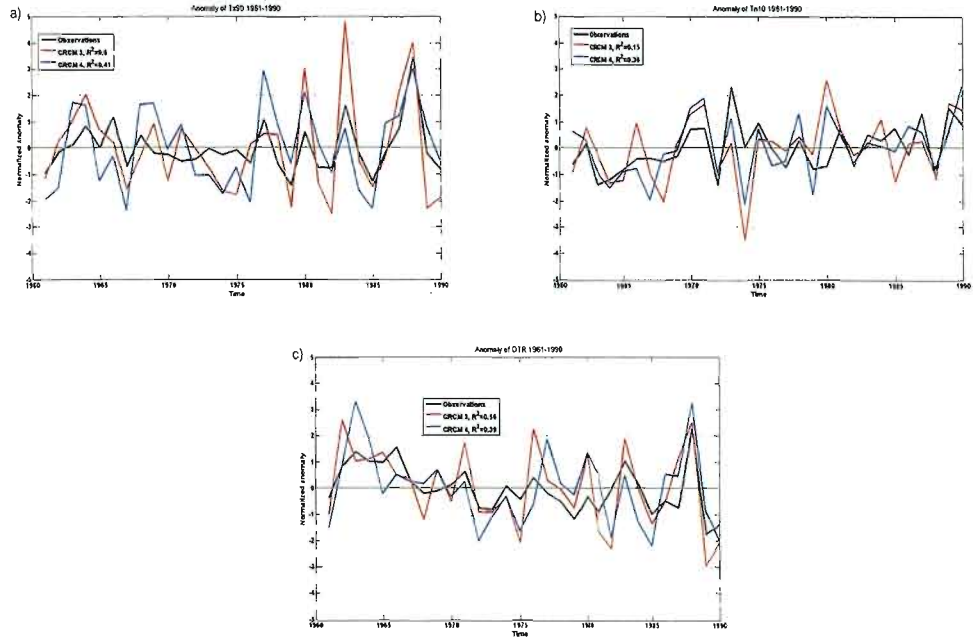


Figure D.8. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for zone B.

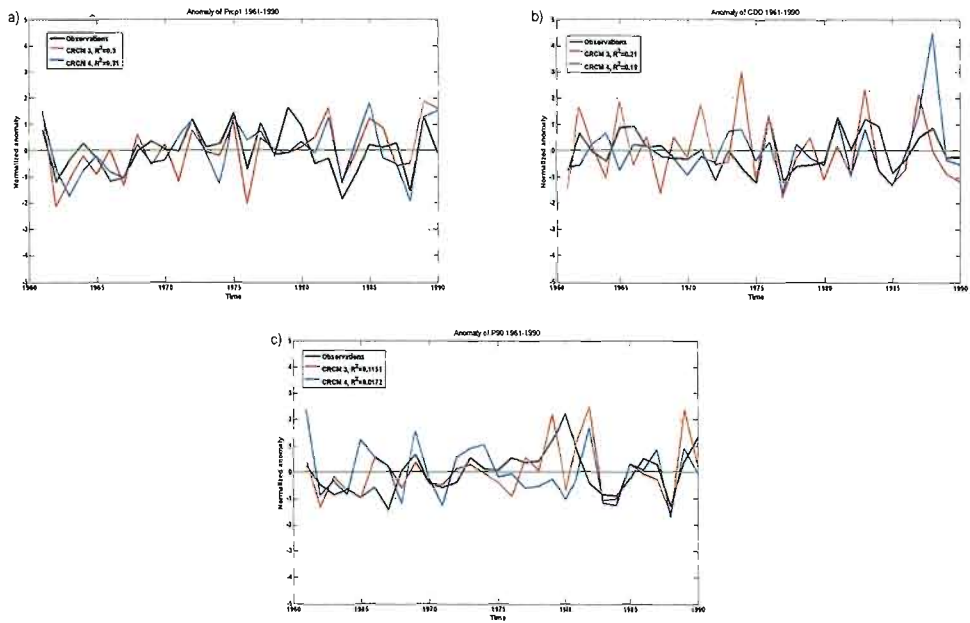


Figure D.9. Normalized Anomaly for a) Prcp1, b) CDD and c) P90 for zone B.

## Zone C

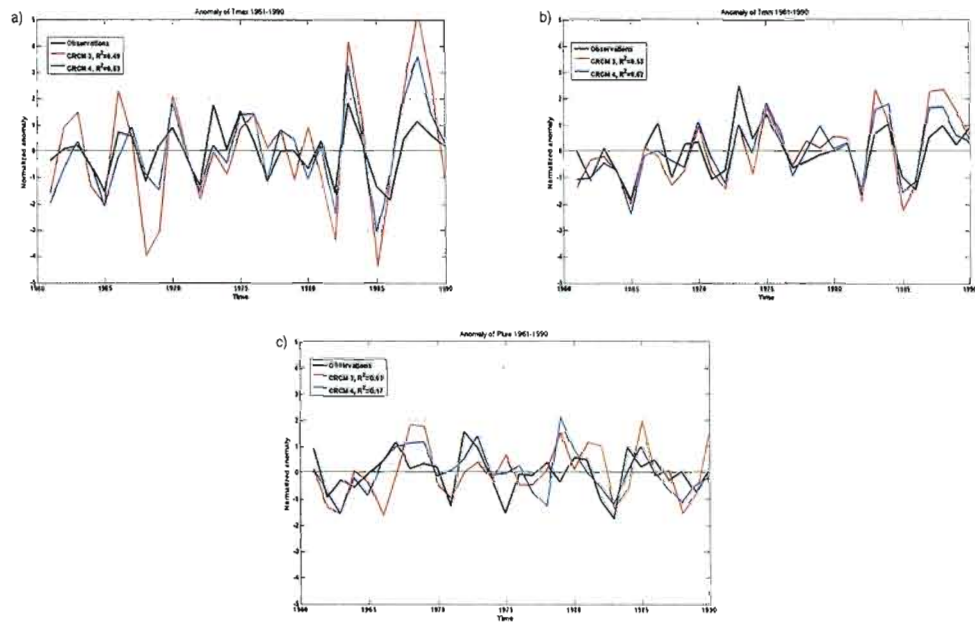


Figure D.10. Normalized Anomaly for a) Tmax, b) Tmin and c) Prec for zone C.



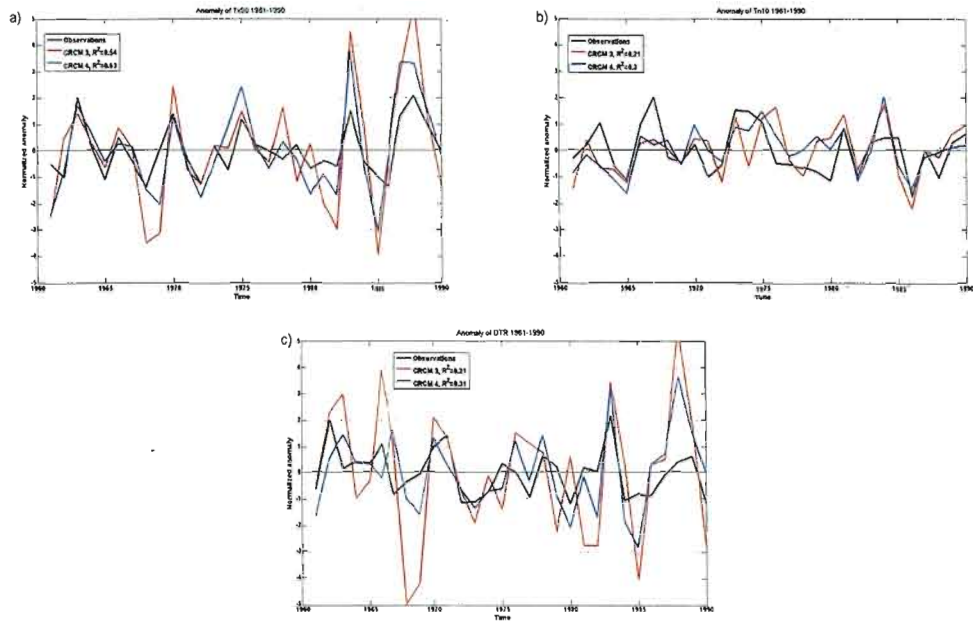


Figure D.11. Normalized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10 and c) DTR for zone C.

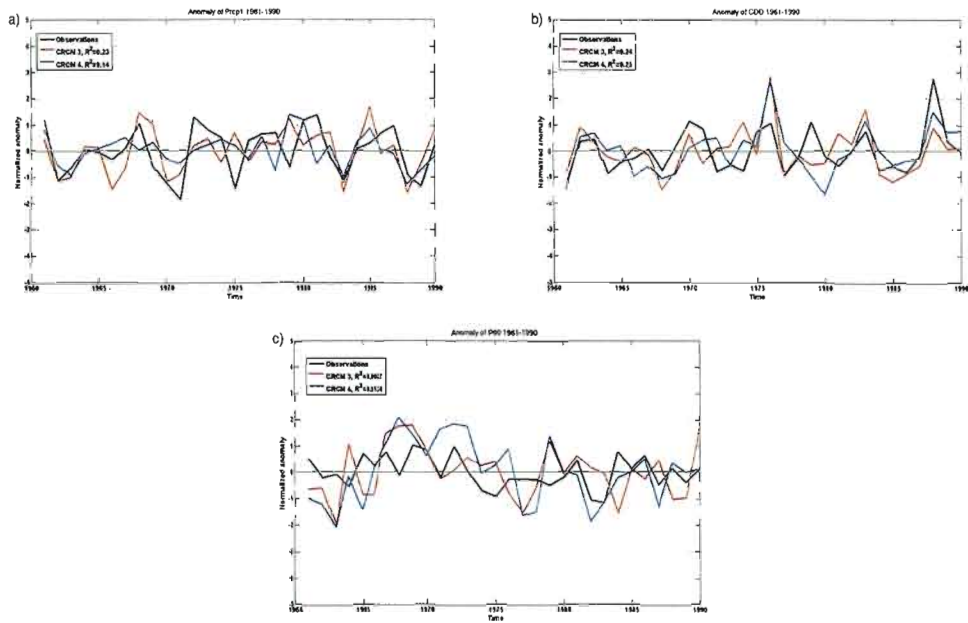


Figure D.12. Normalized Anomaly for a) Prec1, b) CDD and c) P90 for zone C.

## Spatio-temporal results

### Zone B

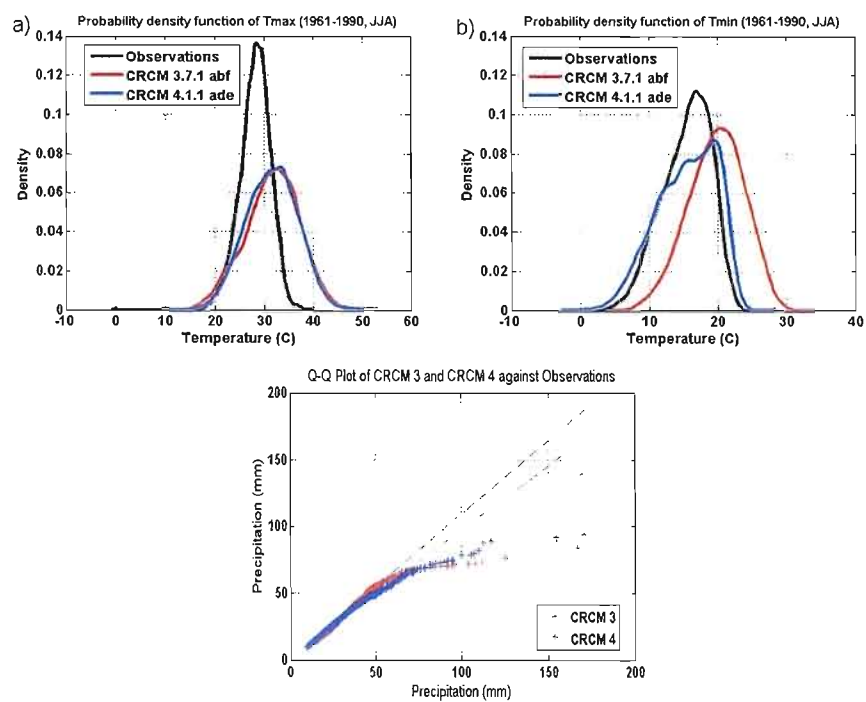


Figure D.13. PDF and QQ plot for Tmax, Tmin and Precipitation.

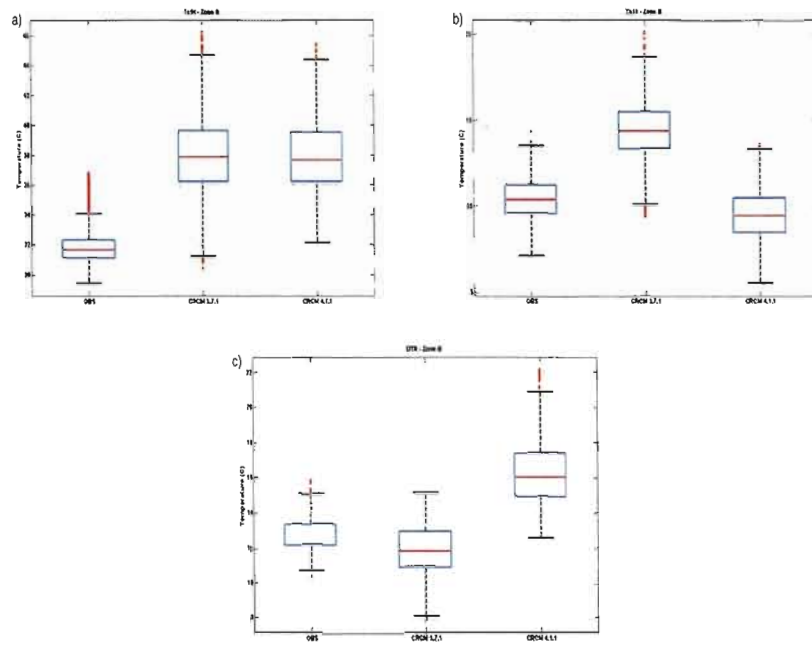


Figure D.14. Boxplot for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone B.

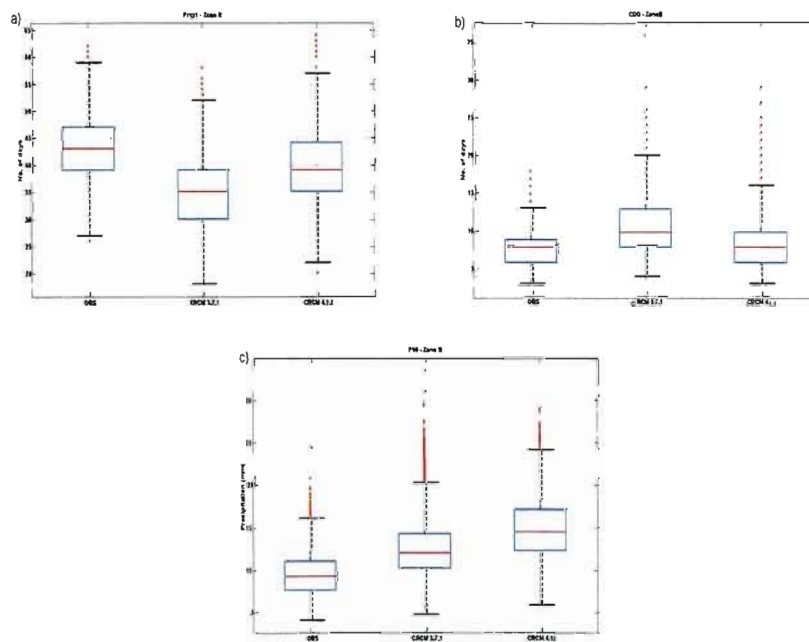


Figure D.15. Boxplot for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for zone B.

## Zone C

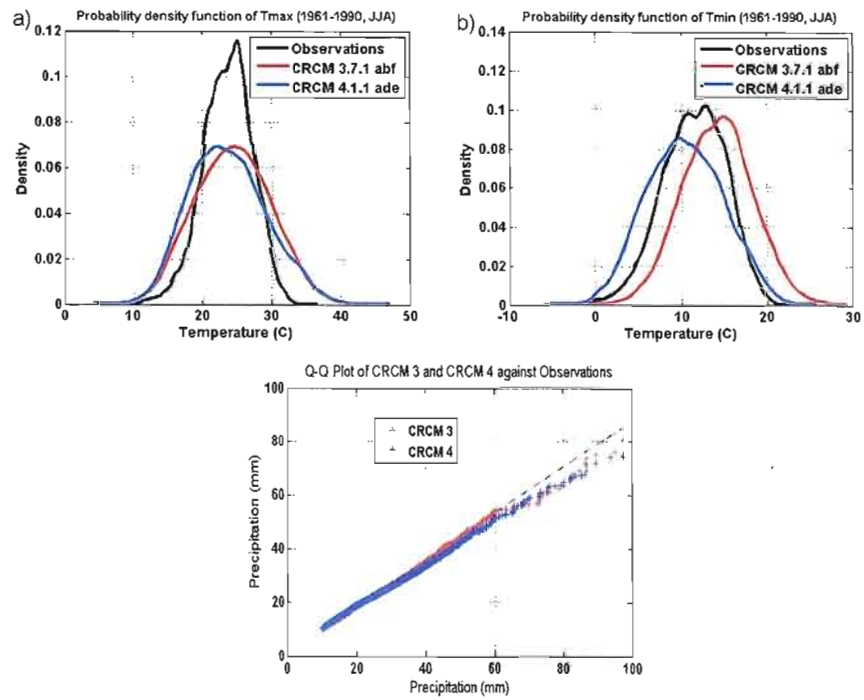


Figure D.16. PDF and QQ Plot for Tmax, Tmin and Precipitation.

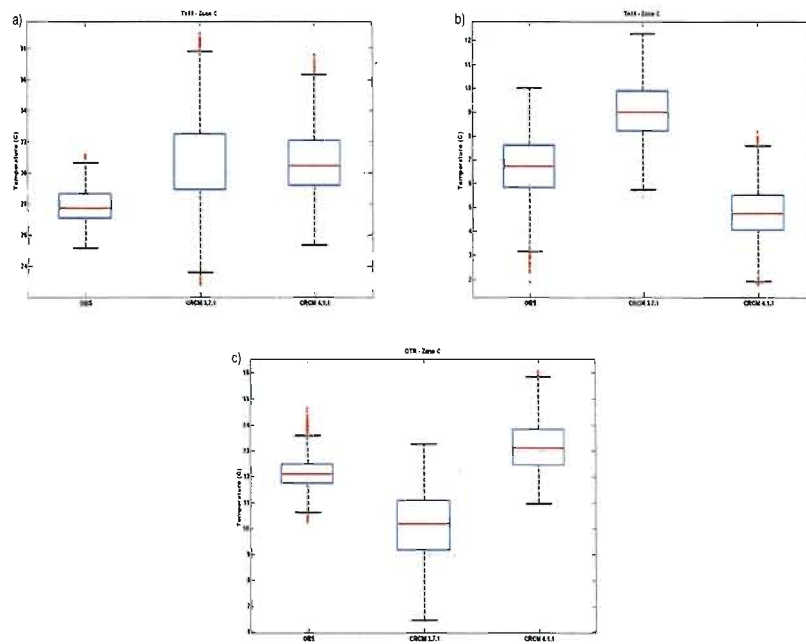


Figure D.17. Boxplot for a) Tx90 b) Tn10 and c) DTR for zone B.

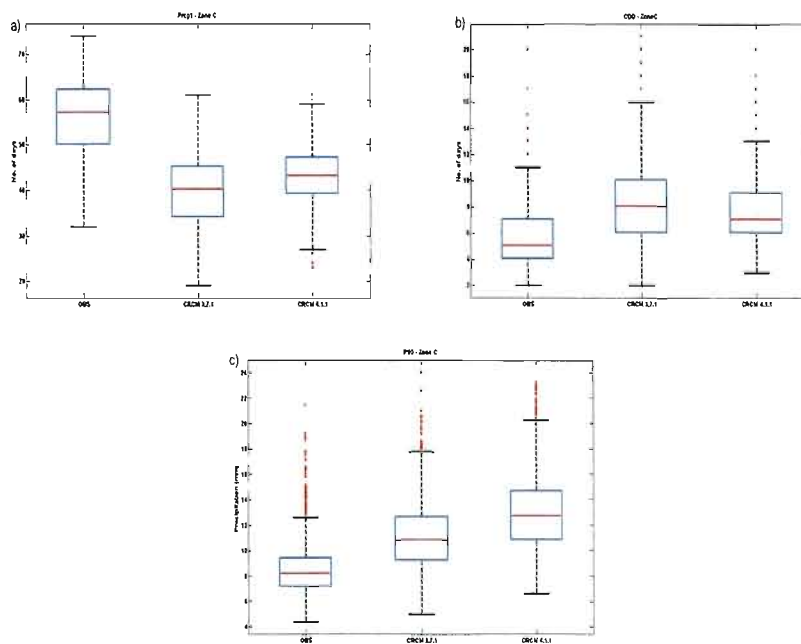


Figure D.18. Boxplot for a) Prcp1 b) CDD and c) P90 for zone B